

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ»
Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра технічної кібернетики

«На правах рукопису»
УДК 004.043

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри
_____ Пархомей І.Р.
(підпис)
“ ” _____ 2019 р.

Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра

зі спеціальності 121 «Інженерія програмного забезпечення»
(код і назва)

на тему: «Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів на основі розробленого ансамблю гібридних нейронних мереж»

Виконав: студент VI курсу, групи ІТ-84мп
(шифр групи)

_____ Баранівський В. В. _____
(підпис)

Науковий керівник _____ доцент, к.т.н. Резніков С. А. _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) (підпис)

Консультант _____ НК _____ к.т.н., доцент Пасько В. П. _____
(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) (підпис)

Рецензент _____ к.т.н., доц. _____ Баклан І.В. _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.
Студент _____
(підпис)

Київ – 2019 року

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра технічної кібернетики

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність 121 «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ І.Р. Пархомей
(підпис)

«__» ____ 09 ____ 2019 р.

ЗАВДАННЯ

**на магістерську дисертацію студенту
Баранівському Володимирі Вікторовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)**

1. Тема дисертації «Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів на основі розробленого ансамблю гібридних нейронних мереж», _____
науковий керівник дисертації доцент, к.т.н., доцент Резніков С. А., _____
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «_28_» жовтня_ 2019 р. №_3770_

2. Термін подання студентом дисертації _____

3. Об'єкт дослідження – програмно-апаратні комплекси для вирішення задачі класифікації на основі ансамблів нейронних мереж.

4. Предмет дослідження – структура та алгоритми навчання ансамблів нейронних мереж, що вирішують задачу класифікації.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити – дослідження програмно-апаратних комплексів для вирішення задачі класифікації, дослідження можливості використання ансамблевих структур штучного інтелекту, модифікація та побудова ансамблевих структур.

6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу – три схеми

7. Орієнтовний перелік публікацій – одна публікація

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормконтроль	Пасько В. П.		
Перевірка на співпадіння	Лісовиченко О. І.		

9. Дата видачі завдання _____

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проекту	Термін виконання етапів дипломного проекту	Примітка
1	Ознайомлення з завданням	1.09.19 – 10.09.19 рр.	Виконано
2	Аналіз комплексів розпізнавання	10.09.19 – 29.09.19 рр.	Виконано
3	Аналіз предметної області	29.09.19 – 07.10.19 рр.	Виконано
4	Проектування системи	07.10.19 – 28.10.19 рр.	Виконано
5	Розробка системи	28.10.19 – 22.11.19 рр.	Виконано
6	Розробка креслень	22.11.18 – 26.11.19 рр.	Виконано
7	Маркетинговий аналіз стартап-проекту	25.12.19 – 28.12.19 рр.	Виконано
8	Оформлення документації	28.12.19 – 08.12.19 рр.	Виконано
9	Захист дипломної роботи		

Студент

(підпис)

Баранівський В.В.

(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

(підпис)

Резніков С. А.

(ініціали, прізвище)

АНОТАЦІЯ

Баранівський В.В. «Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів на основі розробленого ансамблю гібридних нейронних мереж». НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», Київ, 2019.

Метою виконання магістерської дисертації є: покращення існуючих методів вирішення задачі розпізнавання класифікації нейромережевим методом, шляхом застосування ансамблю нейронних мереж та їх навчання. Об'єктом дослідження є ансамблі нейронних мереж, що виконують задачу розпізнавання.

В магістерській дисертації було виконано наступні задачі: детально досліджено існуючу науково-технічну літературу по темі нейронні мережі та ансамблі нейронних мереж, за комплексним критерієм визначено найкращі топології мереж, які входять в ансамбль для вирішення задачі розпізнавання, створено ансамбль нейронних мереж із застосуванням різноманітних методів навчання ансамблів нейромереж

В результаті виконання дипломної роботи створено ансамбль нейронних мереж-класифікаторів, розроблено систему розпізнавання зображень на основі створеного ансамблю нейронних мереж.

Перелік ключових слів: класифікація, розпізнавання, нейронні мережі, ансамбль, навчання нейромереж.

Пояснювальна записка має обсяг 92 сторінки, 30 ілюстрацій, 26 таблиці, 23 бібліографічних посилань.

ABSTRACT

Baranivsky V.V. " Intellectual object recognition system based on a hybrid neural network ensemble ". NTUU "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, 2019.

The purpose of the master's thesis is to: improve existing methods for solving the recognition and classification problems by neural network method, using the ensemble of neural networks and their training. The object of the study is ensemble of neural networks, performing the task of classification.

In the master's thesis the following tasks were performed: the existing scientific and technical literature on the topic of neural networks and ensembles of neural networks was studied in detail; the best topologies of networks included in the ensemble for solving the recognition problem were determined according to a complex criterion, an ensemble of neural networks was created with the use of various teaching methods ensembles neural networks

As a result of the graduation work, an ensemble of neural networks classifiers was created, a system of image recognition was developed based on the created ensemble of neural networks.

Key words: classification, recognition, neural networks, ensemble, neural network training.

The explanatory note has a volume of 92 pages, 30 illustrations, 26 tables, 23 bibliographic references.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	9
ВСТУП.....	10
РОЗДІЛ 1. ГІБРИДНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЯК ЗАСІБ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ’ЄКТІВ.....	12
1.1 Передумови використання нейронних мереж.....	12
1.2 Математичне представлення нейрона.....	13
1.3 Класифікація нейронних мереж	16
1.4 Принципи за якими навчаються мережі	23
1.5 Ансамбль, як набір мереж та необхідність його створення	28
Висновки до розділу	33
РОЗДІЛ 2. СТРУКТУРНИЙ СИНТЕЗ СТОВРЕННЯ АНСАМБЛЮ	34
2.1 Постановка задачі.....	34
2.2 Загальні принципи створення ансамблю	35
2.3 Види структур ансамблів гібридних мереж	35
2.3.1 Послідовне з’єднання мереж	36
2.3.2. Паралельне з’єднання мереж.....	37
2.4 Критерії залучення мережі до набору	38
2.5 Алгоритм відбору нейромереж.....	40
Висновки розділу	44
РОЗДІЛ 3. ПРОБЛЕМИ НАВЧАННЯ НАБОРУ МЕРЕЖ	45
3.1 Постановка задачі.....	45
3.2 Алгоритми тренування нейронних мереж	46
Висновки розділу	55
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	56
4.1. Загальна структура програмного забезпечення	56
Висновки до розділу	66
РОЗДІЛ 5. МАРКЕТИНГОВИЙ АНАЛІЗ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	67

5.1 Опис ідеї проекту	67
5.2 Технологічний аудит ідеї проекту.....	69
5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту	79
5.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	83
Висновки по розділу	86
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	88
ДОДАТОК А	90
ДОДАТОК Б	91
ДОДАТОК В	92

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ШНМ	– штучні нейронні мережі
ФП	– функція приналежності
БПР	– Багатошаровий перцептрон Румельхарта
ЗНМ	– Згорткова нейронна мережа
РНМ	– Рекурентна нейронна мережа
МРБФ	– мережа радіальних базисних функцій
НМПП	– нейронна мережа прямого поширення

ВСТУП

Актуальність магістерської дисертації зумовлена тим, що рішення задачі розпізнавання образів є важливою складовою процесу прийняття рішень. Вирішення даної задачі дасть змогу штучним системам набагато точніше й швидше аналізувати навколишній простір, розділяти його на окремі логічні частини, а також з миттєво реагувати на будь-які зміни.

Сьогодні для вирішення цієї задачі використовується велика кількість різних методів, але звичайні аналітичні методи не дають бажаного результату для вирішення сучасних завдань розпізнавання, а методи, які використовують штучний інтелект чи, не в повній мірі підходять для вирішення конкретної задачі, оскільки вони не пристосовані до розпізнавання з використанням великої кількості параметрів і мають недостатньо високий відсоток успішних результатів. Менший відсоток результатів розпізнавання, знижує ефективність використання даних ідентифікаторів.

Серед існуючих методів розпізнавання найбільш перспективним є нейромережевий підхід. Існує гостра необхідність в поліпшенні моделей розпізнавання та алгоритмів, в тому числі з використанням наборів нейронних мереж. Особливо важливі два параметра систем, які вирішують проблему розпізнавання: швидкість і точність розпізнавання. В результаті цього існують дві області досліджень: поліпшення, оптимізація і створення нових моделей, а також поліпшення існуючих алгоритмів шляхом застосування різних технологій і архітектур процесорів для збільшення швидкості їх роботи.

Серед відомих проблем можна виділити проблему розпізнавання об'єктів на зображеннях, рішення якої становить важливу частину систем штучного зору. Рішення починається зі створення візуальних навчальних зразків для штучних нейронних мереж. На сьогоднішній день не існує єдиної покрокової методології для створення ансамблів, так званих наборів навчальних даних. Крім того, вплив

різних параметрів зразків зображення і попередньої обробки візуальних даних на якість навчання нейронної мережі також мало вивчено.

Важливою перевагою перед іншими методами розпізнавання об'єктів є метод ідентифікації з використанням штучних нейронних мереж і, зокрема, використання ансамблів, створених з таких мереж. З практичних міркувань класифікатори на основі звичайних нейронних мереж працюють краще: 85,77% проти 92,53%.

Метою магістерської дисертації є поліпшення існуючих методів розпізнавання шляхом застосування концепції ансамблю нейронних мереж.

Наукова задача полягає в тому, щоб ефективно розпізнавати об'єкти, що базується на використанні ансамблів нейронних мереж, які в свою чергу забезпечують підвищення узагальнюючої здатності нейромереж без втрат швидкості її роботи.

Досягнення мети магістерської дисертації можна розділити на наступні окремі завдання:

- вибір топології нейронних мереж для включення в ансамбль нейронних мереж;
- вибір методу побудови та формування ансамблів нейронних мереж;
- створення набору з використанням обраного методу побудови;
- розробка програмного забезпечення для класифікації зображень відповідно до створеного набору мереж.

Методи математичного моделювання штучних нейронних мереж і обробки зображень використовувалися для вирішення поставлених завдань магістерської дисертації.

РОЗДІЛ 1. ГІБРИДНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЯК ЗАСІБ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ

1.1 Передумови використання нейронних мереж

Сьогодні все більше цікавляться штучним інтелектом, включаючи нейронні мережі. Вони зазвичай використовуються, коли необхідно вирішити завдання прогнозування, розпізнавання та класифікації, управління і прийняття рішень.

Це поширення вони отримали завдяки схожості з нашим мозком, багатими можливостями та перспективами ефективного застосування, оскільки за даними вчених наш мозок використовує лише 10% від власного потенцілу. Нейронні мережі – дуже потужний метод моделювання, який дозволяє нам відтворювати складні залежності. Нейронні мережі є нелінійними і тому можуть мати справу з проблемою розмірності, яка не дозволяє моделювати лінійні залежності з багатьма змінними. Нейронні мережі залучають досвід, дуже схожий на наш мозок.

Нейронні мережі виникли в результаті спроб відтворити здатність мозку навчатися і виправляти помилки. Щоб створити штучний інтелект, необхідно було створити систему з аналогічною архітектурою та принципом функціонування.

Але на відміну від нашого мозку мережа штучних нейронів не має властивість втоми, яка збільшує час отримання результату. Тому ми можемо виконувати дуже складні завдання, подібні завданням нашого мозку. Наприклад, в даний час автомобільний автопілот, який широко використовуються на шосе або на автостоянці для паркування, є звичайним явищем. Ці системи миттєво та автоматично виявляють перешкоди на дорозі завдяки комп'ютерному зору, дотримуються відстані і правил дорожнього руху на заданому участку дороги.

Такі мережі також використовуються в таких областях, як:

- Економічна: прогнозувати обмінний курс валют, ціни на товари відповідно до різними умовами чи чинниками, які виступають в якості параметрів.
- Медична: для діагностики та виявлення різних захворювань, включаючи аналіз медичних зображень і т. д.
- Авіоніка: для безпілотних літальних апаратів їх зв'язок може бути перервана, а дрон захоплений.
- Робототехніка: для швидкого і точного розпізнавання об'єктів і перешкод перед початком роботи, для визначення маршруту руху, для підтримки балансу.

Сьогодні ми можемо побачити велику кількість прикладів застосування нейронних мереж в різних областях, взявши на прикладі FaceID, яким користуються власники телефонів компанії Apple. Все це можливо, оскільки нейронні мережі надають надзвичайно потужний і гнучкий набір інструментів для вирішення різних завдань обробки та аналізу даних, які подаються на вхід.

1.2 Математичне представлення нейрона

Основним елементом нервової системи з точки зору біології є нервова клітина, тобто нейрон. У нейроні виділяють тіло клітини – сома, з якої виходять два відростки: за допомогою одного він отримує інформацію та передає інформацію, відповідно дендрит та аксон. Кожен нейрон має один вихідний відросток, який передає імпульс декільком іншим нейронам.

Нейрон збуджується великим числом нейронів. Вважається, що людський мозок складений близько з 10 мільярдів нейронів. Кожен нейрон передає збудження до інших нейронів через нервові з'єднання, звані синапсами, а процес передачі сигналів має складну електрохімічну природу. Синапси діють, як підсилювачі, в результаті нейрон отримує сигнали, один з яких сумує збудження, інший – гальмівні імпульси. Нейрон сумує збудження і гальмівні імпульси. Якщо

їх алгебраїчна сума перетворює конкретне порогове значення, сигнал з виходу нейрону відправляється через аксон на інші нейрони.

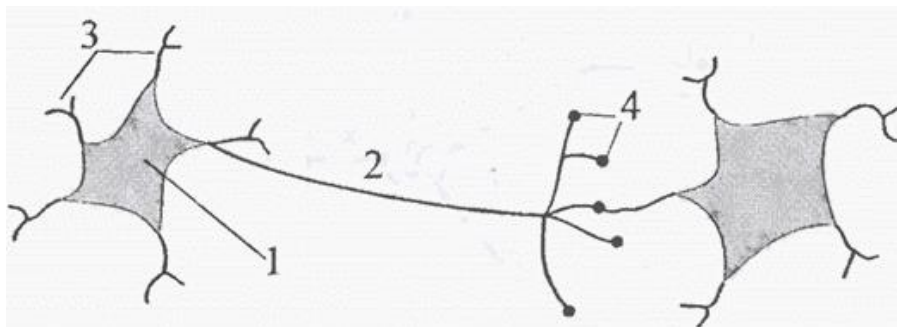


Рисунок 1.1. Модель сполучених нейронів: 1 – тіло клітини, 2 – аксон, 3 – дендрити. 4 – синапси

Можна провести аналогію з штучним нейроном, який отримує вхідні сигнали за допомогою з'єднання з певної інтенсивності – ваги. Вона дорівнює синаптичній активності біологічного нейрона. Кожен нейрон має свій поріг. Щоб розрахувати суму активації нейрона, необхідно скласти суму всіх ваг і відняти граничне значення. Ця величина також називається пост-синаптичним потенціалом нейрона. Сигнал активації перетворюється у вихідний сигнал за допомогою передавальної функції.

Нейрон – це інформаційна одиниця нейронної мережі, яка може бути представлена наступним чином рис. 1.2.:

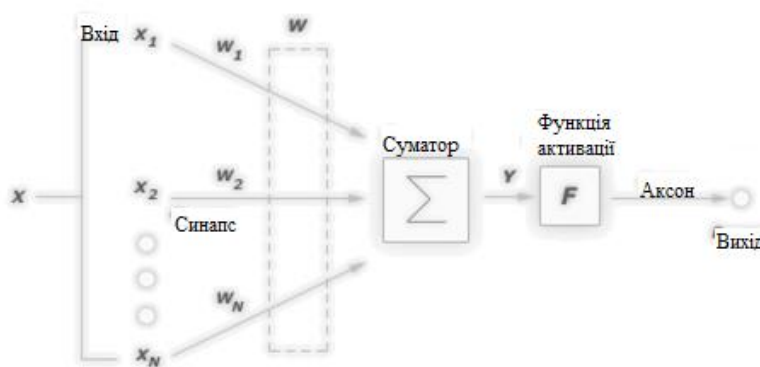


Рисунок 1.2. Модель штучного нейрона

Дана модель запропонована МакКалогом і Пітсом в 1943 році [16].

Зважаючи на вище написане, ви можете побачити три основні елементи штучного нейрона:

1. Синапс – характеризується вагою. Через нього зв'язуються нейрони. Добуток вхідного x_i на вагу синапса w_i , рписує характеристику силу зв'язку синапсів;
2. Суматор – тіло нейрона, яке сумує вхідні сигнали інших нейронів.
3. Функція активації – розраховує вихідний рівень нейрона, з який подається на вхід іншим нейронам.

Формула, яка описує, як функціонує нейрон, інакше кажучи функція активації, що обчислює вихідний сигнал. В якості аргументу отримує сигнал, який на виході вхідного суматора. У загальному функцію активації можна подати у вигляді:

$$Out = F(S - \theta), \text{де}$$

$F(x)$ – функція активації;

S – середньозважене значення суми, отримане під час першого етапу обчислення вхідного значення нейрона;

θ – поріг спрацьовування функції активації.

На практиці найчастіше використовуються такі функції активації:

1. Одиничний стрибок, або порогова функція:

$$Out = \begin{cases} 0, & S < \theta, \\ 1, & S \geq \theta. \end{cases}$$

Коли це значення менше порогового значення, значенням функції активації є мінімально допустиме значення, в інакшому випадку – максимально допустиме значення.

2. Сигмоїдальна функція або сигмоїд:

$$Out = \frac{1}{1 + e^{-\alpha s}},$$

де α – параметр нахилу сигмоїдальної функції активації. Змінивши цей параметр, ви можете побудувати функції з різною крутизною.

Монотонне зростання, скрізь диференційоване – характеризується, як відносно нелінійна функція з насиченням. Сигмоїд дозволяє посилювати слабкі сигнали. Гросберг (1973 рік) встановив, що подібна нелінійна функція активації вирішує дилему шумового насичення.

3. Гіперболічний тангенс:

$$Out = th(S), \text{ або } Out = \frac{e^{-s} - e^s}{e^{-s} + e^s}.$$

Такі функції часто застосовуються в мережах з безперервними сигналами, оскільки вона може повертати негативні значення результату.

1.3 Класифікація нейронних мереж

Нейронні мережі мають велике різноманіття архітектур, кожна з яких використовується для виконання завдань, для яких дана архітектура найкраще підходить. Нейромережа також може бути представлена у вигляді графіка з зваженими зв'язками, в якому нейрони є вузлами. Залежно від архітектури нейронних з'єднань, їх можна об'єднати у два класи (рис. 1.3): мережі з прямим поширенням, в яких графіки не мають циклів і рекурентні мережі або зворотні мережі.

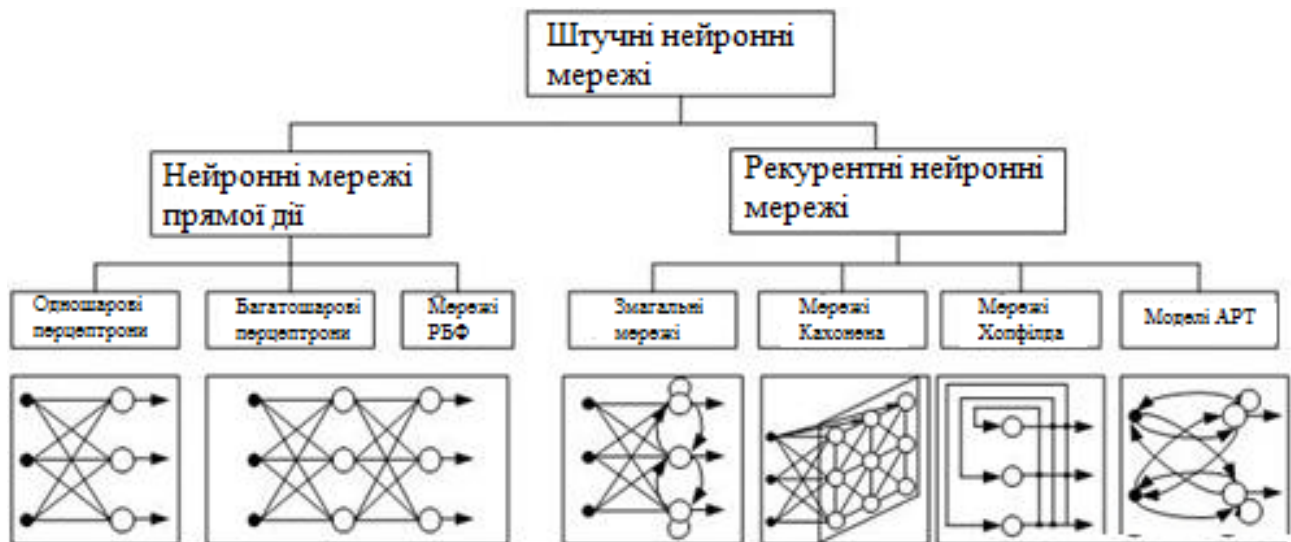


Рисунок 1.3. Класифікація нейронних мереж за архітектурою

Наприклад, мережа РБФ – це мережа, яка використовує радіальні базисні функції, як функції активації.

АРТ(Адаптивна резонансна теорія) – вид штучних нейронних мережна, в основі якої лежить теорія адаптивного резонансу Стівена Гроссберга і Гейла Карпентера.

Нейронні мережі також відрізняються за:

- структурою мережі;
- особливостями моделі нейрона;
- особливостями навчання мережі.

За структурою нейронні мережі поділяються рис. 1.4. на:

- Неповнозв'язні і повнозв'язні;
- З випадковитими і регулярними зв'язками;
- З симетричними і несиметричними зв'язками.



Рисунок 1.4. Класифікація нейромереж за структурою

Неповнозв'язні нейронні мережі поділяються на одношарові та багатошарові, з прямими, перехресними та зворотними зв'язками. У мережах з прямими зв'язками нейрони j -го шару на входах можуть з'єднуватися лише з нейронами i -го типу, де $j > i$, тобто з нейронами нижніх шарів. У мережах з перехресними зв'язками дозволені з'єднання всередині одного шару, тобто вищевказана нерівність замінюється $j \geq i$. У нейромережах із зворотніми зв'язками використовуються i -ті зв'язки j -го шару з входами до i -го при $j < i$.

За топологією можна виділити три основні типи нейронних мереж:

- повнозв'язні (рис. 1.5.а);
- багатошарові (рис. 1.5.б);
- слабозв'язані (рис. 1.5.в).

У повністю зв'язаних нейронних мережах будь-який нейрон передає свій вихід іншим, включаючи себе. Вхідні сигнали передаються на всі нейрони. Виходом мережі можуть бути всі або частина вихідних сигналів нейронів після кількох циклів роботи мережі.

В мережах з великою кількістю шарів нейрони об'єднані в шари. Кожен з яких в свою чергу містить набір нейронів з унікальними вхідними сигналами та може мати будь-яку кількість нейронів і не залежить від кількості нейронів інших шарів.

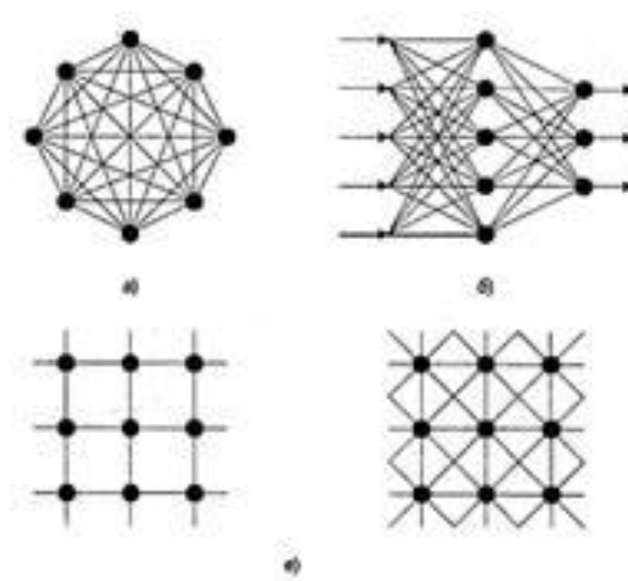


Рисунок 1.5. Архітектури нейронних мереж: а – повнозв'язна мережа, б – багатшарова мережа з послідовними зв'язками, в – слабозв'язна мережа

Загалом мережа складається з Q шарів, які пронумеровані зліва направо. Зовнішні вхідні сигнали передаються на вхідні нейрони вхідного шару, а виходи мережі є вихідними сигналами останнього шару. Крім вхідного і вихідного шарів, в багатшаровій нейронній мережі є один або кілька прихованих шарів. З'єднання виходів нейронів шару q зі входами нейронів наступного шару ($q + 1$) називають послідовними.

Серед багатшарових нейронних мереж існують такі типи:

1) Монотонні. Це особливий випадок багаторівневих мереж з підключенням і додатковими нейронами. Кожен шар, крім останнього, розділений на два блоки: збудливий і гальмуючий. Зв'язки між блоками також діляться на гальмування і збудження.

Якщо з нейронів блоку А в нейрони блоку В веде тільки збудження зв'язку, це означає, що будь-який вихідний сигнал блоку функції, яка є монотонно неубуваючою для будь-якого вихідного сигналу блоку А.

Якщо ж ці зв'язки тільки гальмують, то будь-який вихідний сигнал блоку В є незростаючою функцією будь-якого вихідного сигналу блоку А. Для нейронів монотонних мереж необхідна монотонна залежність вихідного сигналу нейрона від параметрів вхідних сигналів.

2) Мережі без зворотних зв'язків. У цих мережах нейрони вхідного шару отримують вхідні сигнали, перетворюють їх і передають їх в нейрони першого прихованого шару і т. д. на вихід, який видає сигнали для інтерпретатора і користувач.

Якщо не вказано інше, кожен вихідний сигнал q -го шару відправляється на вхід всіх нейронів шару $(q + 1)$; Однак можливо з'єднання шару q з довільним $(q + p)$ -м шаром. Багатошарові мережі без зворотного зв'язку розрізняють, як повністю з'єднані мережі (вихід кожного нейрона шару q пов'язаний з входом кожного нейронного $(q + 1)$ -го і частково повнозв'язні.

Класичним варіантом мереж є повнозв'язні мережі прямого поширення (рис. 1.6.).

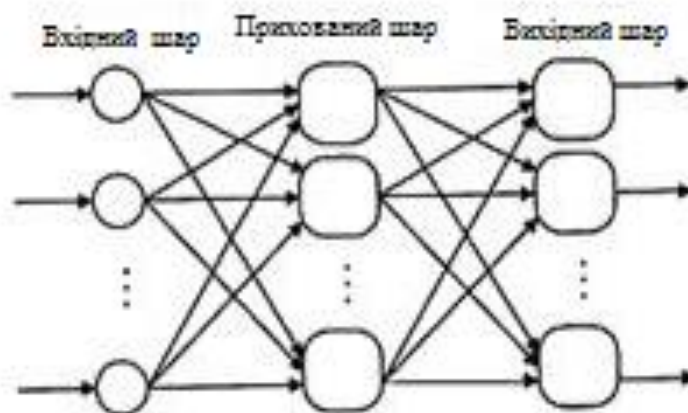


Рисунок 1.6. Багатошарова (двошарова) мережа прямого поширення

3) Мережі зі зворотними зв'язками. В таких мережах інформація з наступних шарів передається на попередні.

Як приклад мереж із зворотними зв'язками на рис. 1.7. представлені частково-рекурентні мережі Елмана і Жордана.

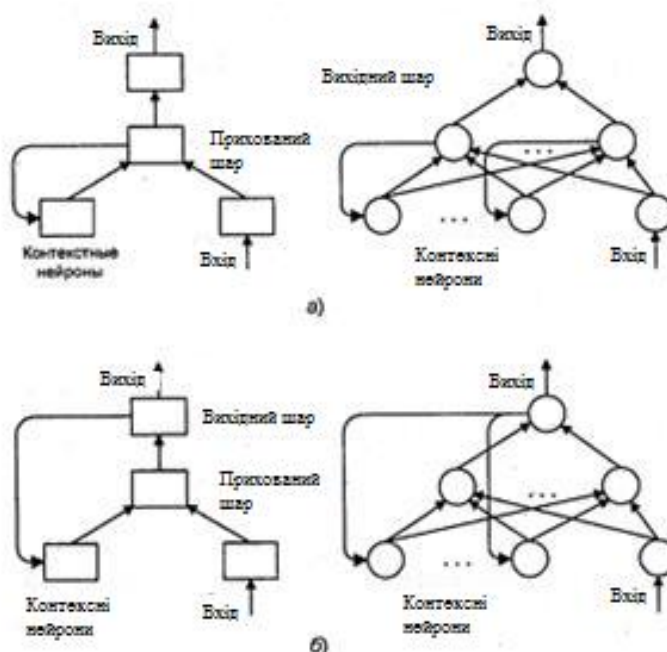


Рисунок 1.7. Частково-рекурентні мережі: а – Елмана, б – Жордана

У слабозв'язаних нейромережах нейрони розташовані у вузлах прямокутної або гексагональної решітки. Кожен нейрон з'єднаний з чотирма, шістьма або вісьмома своїми сусідами.

За входами та виходами ШНМ сигналів її можна розділити на:

- аналогові,
- бінарні.

Бінарні оперують лише двійковими сигналами, і вихід кожного нейрона може приймати значення логічного нуля або логічної одиниці, відповідно загальмується, або збуджується.

Серед найбільш розповсюджених моделей можна виокремити:

- Модель Хопфілда;
- Машина Больцмана;
- Мережу Кохонена;

- Рекурентна неймережа;
- Згорткова неймережа;
- Багатошаровий та одношаровий персептрон.

Прикладом класичної архітектури мереж прямого поширення може слугувати – повнозв'язні неймережі прямого поширення, або FNN.

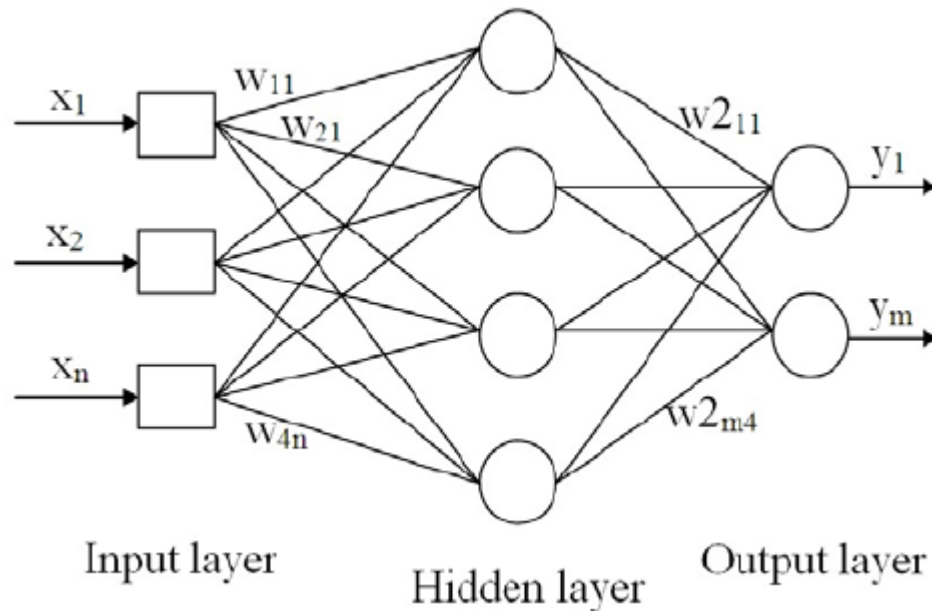


Рисунок 1.8. Багатошаровий персептрон

Персептрон, який ми бачили на рис. 1.8. ще назвають класичною нейронною мережею, це повноцінна багатошарова мережа. Повністю зв'язана, бо кожен нейрон пов'язаний з усіма нейронами попереднього шару. Ця мережа може виконати завдання класифікації досить успішно. Проте, у нього є 2 проблеми:

1) Велика кількість параметрів

Наприклад, якщо ви берете приховану 3-шарову нейронну мережу для обробки зображень $100 * 100$ px, це означає, що на вході буде 10 000 px, і вони будуть зменшені до 3 шарів. Якщо взяти до уваги всі параметри, в такій мережі буде близько мільйона. Є багато навчальних прикладів для формування нейронної мережі з мільйонами параметрів.

Крім того, мережа з безліччю параметрів має додаткову тенденцію до повторного використання. Він може згадати, що насправді не існує: шум в наборі даних.

2) Затухаючі градієнти

Коли в нейронній мережі багато шарів, в кінці може залишитися дуже мала частка.

1.4 Принципи за якими навчаються мережі

Навчання ШНМ – процес налаштування параметрів нейромережі шляхом моделювання середовища, в яке вбудована модель. Тип навчання представлений методом параметризації. Розрізняють алгоритми навчання мереж з вчителем і без нього.

Перед тим, як давати нейромережі завдання її потрібно навчити, як показано на рис. (див. рис. 1.9).

Навчальний процес з викладачем складається з подання мережі набору навчальних прикладів. Зразок відправляється на входи мережі, потім обробляється в структурі нейронної мережі та обчислюється вихід мережі, яка порівнюється з відповідним значенням цільового вектора, що представляє бажаний вихід мережі.

Далі за певним правилом обчислюється похибка і змінюються вагові коефіцієнти зв'язків в середині мережі, відповідно до обраного алгоритму. Вектори навчального набору подаються послідовно, похибки обчислюються і ваги – регулюються для кожного вектора, поки похибка в навчальній матриці не досягне прийнятного рівня.

Під час навчання без викладача навчальний набір містить лише вхідні вектори. Алгоритм навчання коригує ваги мережі з метою отримання когерентних векторів виходу, тобто, що подання досить близьких вхідних векторів дає однакові результати.

Таким чином, сам процес навчання відрізняє статистичні властивості навчального набору і групує схожі вектори на класи. Подання вхідного вектора даного класу дасть певний вихідний вектор, але перед тим, як дізнатись, який вихід буде наданий цим вхідним векторним класом, неможливо передбачити.

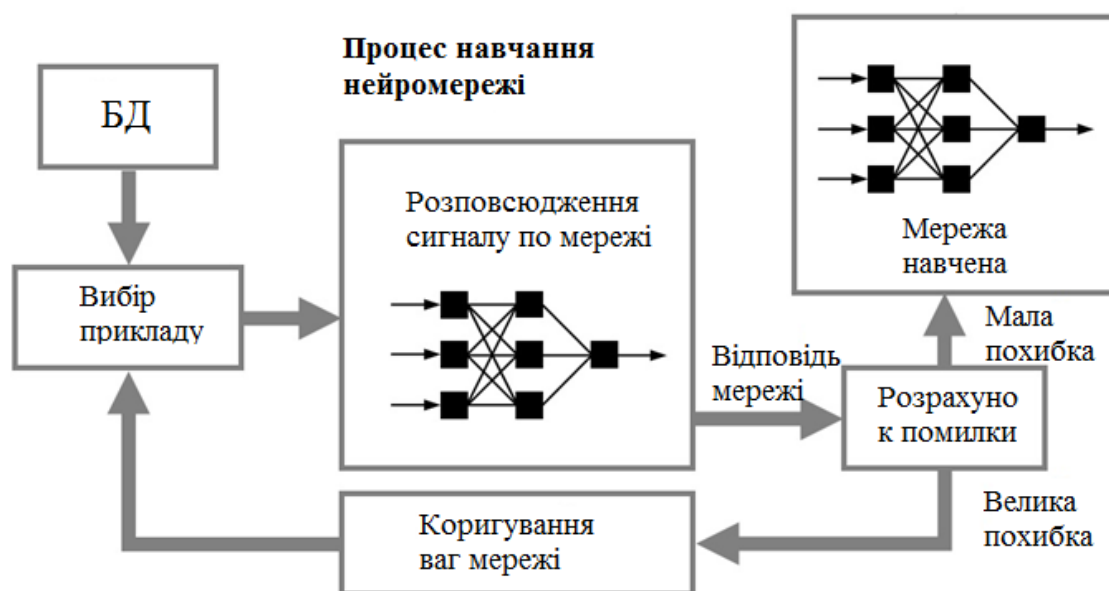


Рисунок 1.9. Ілюстрація процесу навчання нейронної мережі

Тому результати такої мережі слід перетворити на зрозумілу форму, обумовлену процесом навчання. Це не є основною проблемою. Як правило, не важко визначити зв'язок між входом і виходом, встановлений мережею.

Методи сигналізації Гейбба та Ойя використовуються для навчання нейронних мереж без вчителя.

Математично процес навчання можна описати так. Під час роботи нейронна мережа генерує вихідний сигнал Y , реалізуючи функцію $Y = G(X)$. Якщо вказана архітектура мережі, тип функції G визначається синаптичним значенням ваги та зміщенням мережі.

Нехай розв'язанням задачі є функція $Y = F(X)$, задана параметрами вхідно-вихідних даних $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^N, Y^N)$, для якого $Y^k = F(X^k)$ ($k = 1, 2, \dots, N$).

Тренування складається з пошуку (синтезу) функції G , близької до F за сенсом узгодження функції помилки E див. рис. 1.9.

Якщо обрано багато прикладів навчання – пари (X^N, Y^N) (де $k = 1, 2, \dots, N$) та метод обчислення функції помилки E , то вивчення нейронної мережі перетворюється на багатовимірну оптимізацію задачі, яка має дуже велику розмірність, оскільки функція E може мати довільну форму навчання в загальному випадку і багатократну опуклу задачу про врегулювання часу.

Для вирішення цієї проблеми можна використовувати такі алгоритми:

1) Локальні алгоритми оптимізації для обчислення приватних похідних першого порядку:

- алгоритм градієнта (метод найшвидшого спуску),
- методи одновимірної та двовимірної оптимізації цільової функції в напрямку антиградієнта,
- метод спряженого градієнта,
- методи, що враховують напрямки антиградієнта в декількох кроках алгоритму.

2) Алгоритми локальної оптимізації для обчислення приватних похідних першого та другого порядку:

- метод Ньютона,
- методи оптимізації рідкісних гессіанських матриць,
- квазіньютонівські методи,
- метод Гаусса-Ньютона,
- метод Левенберга-Маркарда та інші.

3) Алгоритми стохастичної оптимізації:

- випадковий пошук,
- імітований відпал,
- метод Монте-Карло (цифровий метод статистичних випробувань);

4) Алгоритми глобальної оптимізації (проблеми глобальної оптимізації вирішуються шляхом сортування значень змінних, від яких залежить цільова функція).

Існують чотири основні правила навчання, пов'язані з пов'язаними мережевими архітектурами: виправлення помилок, правило Больцмана, правило Хебба та метод конкуренції.

Виправлення помилок.

Для кожного вхідного прикладу задається необхідний вихід (цільовий), який може не відповідати фактичному значенню (очікуване). Правило навчання корекції полягає в помилковому використанні різниці між цільовою змінною та передбачуваною змінною для зміни ваги для зменшення помилки неузгодженості. Тренінг проводиться лише у випадку помилкового результату. Існує багато модифікацій цього правила навчання.

Правило Больцмана

Правило Больцмана – це стохастичне правило навчання, обумовлене аналогією з термодинамічними принципами. В результаті його здійснення відбувається коригування ваги нейронів відповідно до необхідного розподілу ймовірностей. Вивчення правила Больцмана можна розглядати як окремий випадок виправлення помилок, в якому помилка розуміється, як різниця кореляцій стану у двох режимах.

Правило Хебба.

Одним з перших підходів, що використовуються для навчання ШНМ без викладача, є правило Д. Хебба, яке у своєму нейрофізіологічному аспекті формулюється таким чином:

Якщо аксон клітини А знаходиться на відстані, досить близькій до клітини В і постійно і періодично бере участь у її руйнуванні, то в одному або обох нейронах відбувається процес метаболічних змін, що призводить до того, що ефективність нейрона А як збудника нейрона В підвищується.

Метод змагання

На відміну від правила Хебба, в якому багато вихідних нейронів можна збуджувати одночасно, тут вихідні нейрони змагаються. А вихідний нейрон з максимальним значенням зваженої суми є "переможцем". Виходи інших вихідних нейронів встановлюються в неактивний стан. На тренуванні змінюються лише ваги нейронів "переможець" у сенсі збільшення близькості до цього вхідного прикладу.

Існує ряд алгоритмів навчання, орієнтованих на вирішення різних завдань. Серед них алгоритм зворотного поширення помилок, який є одним із найпотужніших алгоритмів. Основна його ідея полягає в тому, що зміна ваги синапсу враховує локальний градієнт функції помилки.

Різниця між фактичною та правильною мережевою відповіддю, визначеною на вихідному шарі, поширюється у зворотному напрямку (рис. 1.10.) – у напрямку потоку сигналу.

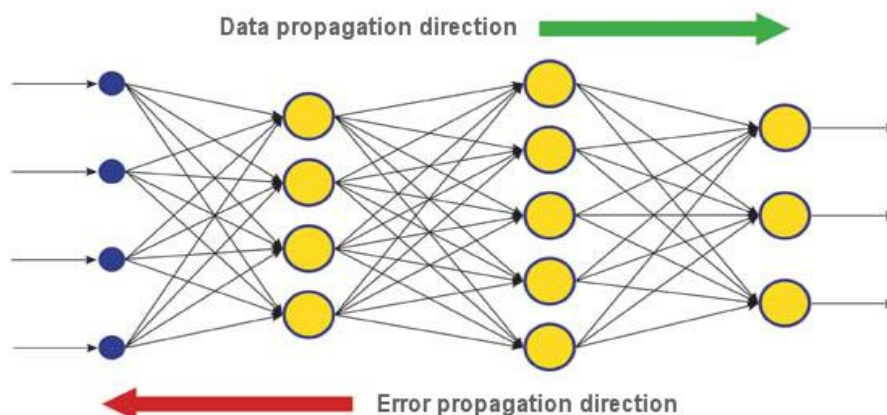


Рисунок 1.10. Схема поширення даних і помилки в нейромережі при навчанні методом зворотного поширення помилки

У результаті нейрон здатний визначити внесок кожного з його ваг у загальну помилку мережі. Найпростішим правилом вправ є найшвидший метод спуску.

Звичайно, при такому навчанні нейронної мережі немає впевненості, що вона навчилася найкращим чином, оскільки завжди існує можливість попадання алгоритму в локальний мінімум. Для цього використовуються спеціальні прийоми, що дозволяють "вибити" знайдене рішення з локального екстремуму.

Якщо після декількох таких дій нейронна мережа збігається до того ж рішення, то можна зробити висновок про те, що знайдене рішення, швидше за все, оптимально.

1.5 Ансамбль, як набір мереж та необхідність його створення

Кожному, хто майже відразу зіткнувся з інтелектуальним аналізом даних стає очевидно, що жоден із цих методів не є ідеальним, і саме тому їх так багато з'явилися; Дослідники та ентузіасти в цій галузі вже більше року роздумують над тим, щоб знайти компроміс між точністю, простотою та інтерпретацією кожної моделі. Однак слід зазначити, що більшість експертів віддають перевагу точності. Якщо ви задумаетесь, саме ця якість робить модель корисною.

Одним із способів підвищення точності моделі є створення наборів моделей, тобто наборів моделей, що використовуються для вирішення спільної проблеми.

Ансамбль нейронної мережі – це сукупність моделей нейронної мережі, які приймають рішення шляхом усереднення продуктивності окремих моделей. Залежно від того, як побудований набір, його використання може вирішити одну з двох проблем: тенденцію архітектури нейронної мережі, що лежить в основі недостатньої ефективності.

Елемент ансамблю – це параметризована модель, яка використовується при побудові множини.

Формування ансамблю означає формування кінцевого набору основних класифікаторів з подальшим поєднанням результатів їх прогнозування в єдине передбачення зведеного класифікатора. Зрозуміло, що консолідований класифікатор дасть більш точний результат, особливо якщо:

- кожен класифікатор має в собі хорошу точність,
- вони призводять до різних результатів (їх плутають з різними наборами).

Щоб переконатись у можливості комбінувати моделі (класифікатори) в набір, ми представляємо переваги:

- Мінімізує вплив випадковості.

Сукупний класифікатор в середньому похибки кожного з основних класифікаторів – тому ефект випадковості на усереднене припущення значно зменшується.

- Зменшує дисперсію.

Загальна думка про значну кількість моделей краще, ніж думка про одну модель. В економіці це називається диверсифікацією – розширення асортименту

продукції, що випускається, підвищує ефективність виробництва і дозволяє уникнути банкрутства. Набір моделей, швидше за все, знайде загальний оптимум, оскільки пошук походить з різних точок набору оригінальних гіпотез.

3. Запобігає виходу за рамки встановленого. Глобальне припущення знаходиться поза набором основних припущень. Коли ви будь-яким чином будете комбіновану гіпотезу (логістична регресія, середній розрахунок, голосування), всі гіпотези розвиваються, щоб результат не перевищував її.

Також дослідження показують, що ансамблі ідентифікаторів зазвичай більш точні, ніж індивідуальні класифікатори. Один з таких ансамблів зображений на рис.1.11.а.

У ньому використані кілька класифікаторів, кожен з яких приймає рішення про об'єкт, представленому на вході. Потім ці індивідуальні рішення агрегуються в об'єднувача. На виході ансамбль видає мітку класу для об'єкта. Інтуїтивно зрозуміло, що неможливо дати чітке визначення ансамблю класифікаторів

Очевидно, що неможливо дати чітке визначення набору класифікаторів.

Ця загальна невизначеність проілюстрована на рис.1.11.bd. По суті, будь-який набір сам по собі є класифікатором (рис. 1.11.b.). Компоненти її базових класифікаторів витягуватимуть складні (часто неявні) закономірності з потоку даних, і уніфікатор стане простим класифікатором, який об'єднує ці функції.

З іншого боку, ніщо не заважає нам викликати набір стандартним класифікатором нейронної мережі (рис. 1.11.c.). Нейрони його передостаннього шару можна розглядати як окремі класифікатори. Їх рішення повинні бути «розшифровані» уніфікатором, роль якого відіграє верхній шар.

Тепер, ми можемо розглядати функції як примітивні класифікатори, а класифікатори як їх складні уніфікатори (рис. 1.11.d.).

Ми поєднуємо прості класифікатори, щоб отримати точне рішення класифікації.

У своїй статті "Поєднання класифікаторів: уроки та наступні кроки", опублікованій у 2002 році, Тін Хо пише:

"Замість того, щоб шукати кращі набір функцій і класифікатор, тепер ми шукаємо найкращий набір класифікаторів, а потім кращий метод їх поєднання. Можна собі уявити, що дуже скоро ми будемо шукати кращий набір комбінаційних методів, а потім кращий спосіб використовувати їх все. Якщо ми не розглянемо фундаментальні проблеми, що виникають у зв'язку з цим викликом, ми неминуче зіткнемося з таким нескінченним повторенням, затягуючи все більш складні схеми і теорії комбінування і поступово втрачаючи з уваги вихідну проблему."

Для прикладу візьмемо доцільність використання ансамблю згорткових нейронних мереж для задач розпізнавання образів

Беручи до уваги статтю і відповідну презентацію, використання ансамблю згорткових нейронних мереж веде до значного зниження помилок. Показано на прикладі розпізнавання образів цифр з бази MNIST.

Можемо бачити, що при зростанні кількості моделей в ансамблі збільшується точність розпізнавання:

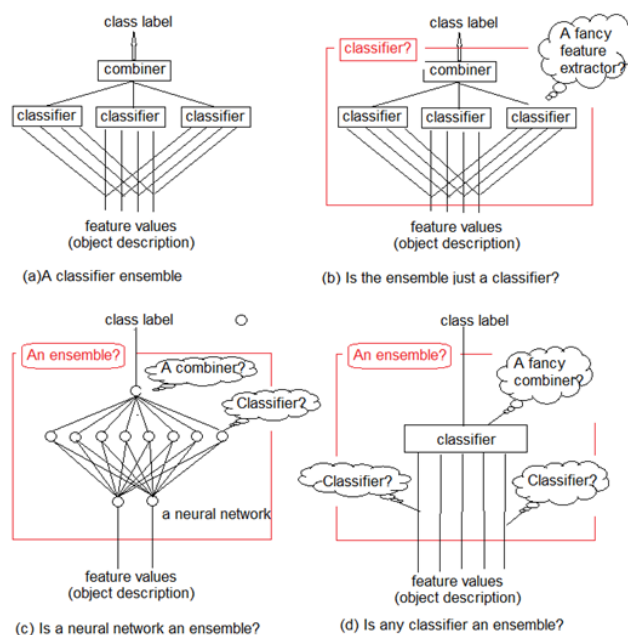


Рисунок 1.11. Ансамбль класифікаторів

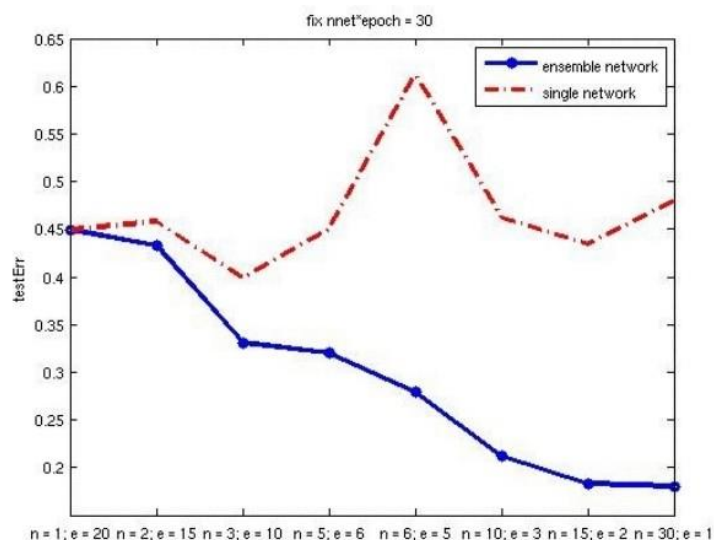


Рисунок 1.12. Порівняння помики під час застосування однієї нейромережі та ансамблю

Ансамблевий алгоритм може не тільки підвищити точність розпізнавання, але і скоротити час, витрачений на тренування.

Також можна звернути увагу на наступну статтю датовану 2012 роком:

”Актуальні питання використання згорткових нейронних мережа їх комітетів в розпізнаванні образів цифр” (Кузьмицький Н.Н., 2012, pdf)

В статті та праці наочно демонструють ефективність використання комітетів CNN, сформованих на базах з різними стилями написання.

Ось одна з таблиць, яка порівнює точність розпізнавання комітету нейронної мережі з KADMOS:

Комітет CNN	MNIST_test	FONT_test	KNI_test	Середнє для 3-х	NIST_HSF 4	OPTDIGITS	USPS	Середнє для 3-х
MAX_COM	98.23	98.62	98.56	98.47	97.19	94.51	97.80	96.50
AVER_COM	97.64	99.11	98.10	98.28	96.37	93.73	96.52	95.54
MAJOR_COM	93.82	98.50	98.86	97.06	92.01	87.68	92.95	90.88
KADMOS	95.84	98.68	84.95	93.15	94.45	94.66	97.09	95.4

Рисунок 1.13. Точність розпізнавання(в%) комітетами образів контрольних баз та тестових частин

Висновки до розділу

1. Розглянуто прикладні аспекти використання нейронних мереж у різних сферах діяльності. Наведені приклади використання нейронних мереж.
2. Розглянуто порівняння біологічних нейронних мереж із штучними нейронними мережами. Розглянуто математичну модель штучного нейрона. Наведено приклади функцій активації нейрона.
3. Дана детальна класифікація нейронних мереж. Враховуються найпоширеніші нейронні мережі, що використовуються для задач класифікації: згорткові та рекурентні нейронні мережі та мережа Хопфілда.
4. Розглянуто принципи формування нейронної мережі.
5. Визначено поняття набору нейронних мереж та визначено можливість використання наборів нейронних мереж. Необхідність створення набору нейронних мереж зумовлена підвищеною точністю та швидкістю класифікації.

РОЗДІЛ 2. СТРУКТУРНИЙ СИНТЕЗ СТВОРЕННЯ АНСАМБЛЮ

2.1 Постановка задачі

У розділі 1.3 представлена класифікація нейронних мереж, яка має ієрархічну структуру: класи, підкласи та їх елементи, що представляють окремі нейронні мережі, що мають свої описані властивості та класи вхідних даних. У розділі 1.5 представлені критерії працездатності штучних нейронних мереж та підкреслюється необхідність створення набору нейронних мереж для підвищення точності. Відповідно до вищесказаного формулювання синтезу ансамблевого творення ми визначаємо так.

Нехай дано n класів $A_i, i = \overline{1, n}$ нейронних мереж, кожен з яких містить m_i мереж $A_i = \{a_j\}, j = \overline{1, m_i}$, набір $R = \{r_i\}, i = \overline{1, P}$ завдань, розв'язаних за допомогою нейронних мереж, та набір критеріїв продуктивності $Q = \{q_k\}, k = \overline{1, K}$, із s класами вхідних даних, прикладом навчання 1.

Необхідно синтезувати гібридну мережу, використовуючи відомі топології нейронної мережі, що вирішить проблему r_i , що виникає під час формування вибірки 1 для класів даних $\bigcup_{j=1}^s s_j$, дотримуючись критерію оптимальної якості Q .

У цій дисертації пропонується модульний принцип організації гібридних нейронних мереж, згідно з яким елементами створеної топології є модулі, що містяться в нейронних мережах різної топології, а інтеграція модулів певним чином становить сукупність. Модуль може складатися з однієї або декількох мереж, що виконують певну частину роботи. Набір складається з модулів і служить для вирішення проблеми класифікації в цілому.

2.2 Загальні принципи створення ансамблю

Як ми вже бачили у розділі 1.5, набір нейронних мереж називається групою топологій, об'єднаних в одну структуру, які можуть відрізнятися за архітектурою, алгоритмом навчання, критеріями навчання та типами нейронів. генератори нейронів. Вхідні дані можуть бути розбиті на конкретні групи обробки за різними модулями або надсилатися одночасно на всі модулі.

В даний час існують такі типи конструкцій для побудови наборів нейронних мереж: послідовна і паралельна. Серійний тип побудови пробників нейронної мережі включає помилку та серійний тип посилення з різними їх варіаціями.

В даний час немає досліджень щодо послідовної структури підключення модуль до ансамбля. У [13, 17] представлені приклади побудови мережі та послідовних модулів. Приклад паралельного підключення модулів представлений у [6].

Основна складність роботи в мережі в наборі – це вивчення всіх компонентів для вирішення проблеми. Для підвищення ефективності навчання нейронні мережі формуються окремо (по можливості) і потім об'єднуються в єдину структуру. Однак якщо алгоритми коригування вибраних топологій належать до різних навчальних класів, синхронне формування всіх модулів, що належать до набору, є необхідним, і тому необхідно розробити унікальний алгоритм коригування всіх модулів навчального модуля. цілому.

У цій магістерській дисертації ми використовували метод навчання гібридних нейронних мереж з модульною структурою. Тому необхідно враховувати різні топологічні характеристики мереж, що входять до одного набору.

2.3 Види структур ансамблів гібридних мереж

Давайте розглянемо принципи побудови наборів мереж із послідовними та паралельними структурами.

2.3.1 Послідовне з'єднання мереж

Організаційна структура послідовного набору, який повинен подавати вихід одного модуля на входи іншого модуля, називається послідовною. Ця структура використовується для відновлення вхідних даних або для поліпшення їх відмінностей для виконання основного завдання (прогнозування, наближення, класифікація тощо). Перший модуль такого набору заснований на використанні згорткової мережі.

Іншим варіантом є використання серіалізованого модульного з'єднання, коли одна з мереж розширює функціональність іншої. Прикладом цієї взаємодії є інтеграція багатошарового перцептрона в мережу ART. Мережа ART сама виконує завдання одномірного кластеризації, але попередня обробка даних багатошаровим зептроном дозволяє їй обробляти багатовимірні завдання кластеризації.

Загальна схема послідовного з'єднання модулів показана на рис.2.1.

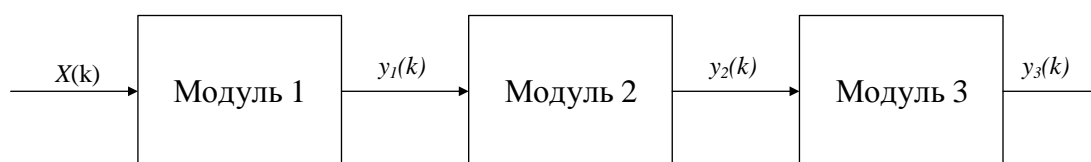


Рисунок 2.1. Послідовне з'єднання модулів

Підвищення стосується послідовного підключення модулів, але перш ніж говорити про підвищення, згадаємо два терміни data mining – сильні та слабкі моделі. Потужною моделлю називають модель, яка допускає мінімальну кількість помилок класифікації. Слабка модель, з іншого боку, допускає помилки без чисел – тобто вона не є точною (або втрачає надійність).

Таким чином, стимулювання – це метод, який має на меті перетворити слабкі моделі на сильні моделі, побудувавши набір класифікаторів. Під час підкріплення проводиться послідовна підготовка класифікаторів. Таким чином,

набір навчальних даних на кожному наступному етапі залежить від точності прогнозування попереднього базового класифікатора.

Наприклад, перший алгоритм Boost 1 використовував три основні класифікатори. У цьому випадку перший класифікатор вивчався для всіх так, другий – на вибірці прикладів, а третій – на наборі даних, де результати прогнозування перших двох класифікаторів розходилися.

Сучасна модифікація першого алгоритму передбачає використання необмеженої кількості класифікаторів, кожне навчання за одним набором прикладів, застосовуючи їх по черзі до іншого

2.3.2. Паралельне з'єднання мереж

Ансамбль мереж, в якому вхідні дані подають одночасно всім модулям, що складають гібридну нейронну мережу, називають паралельною. Основним елементом у створенні такої асоціації є "об'єднуючий шар", який відповідає за агрегацію продуктивності різних компонентів набору мереж.

Загальна структура паралельного ансамблю нейронних мереж представлена на рис. 2.2.

Модуль може представляти собою єдину мережу (RBF, ANFIS, TSK, багатшаровий персептрон тощо) або послідовний набір мереж.

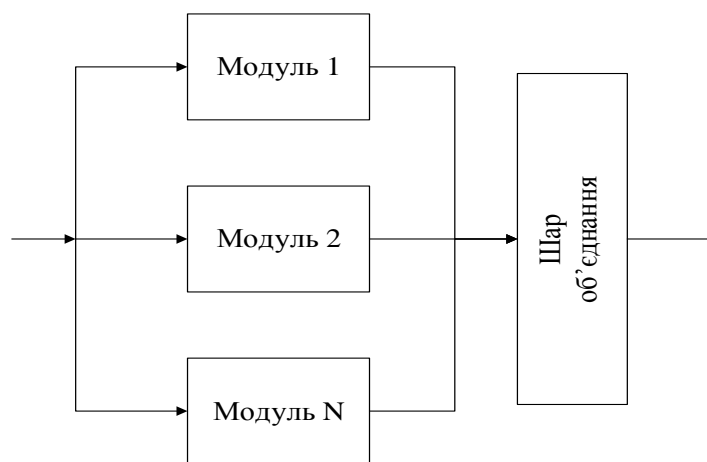


Рисунок 2.2. Паралельне з'єднання модулів нейронних мереж

На відміну від попереднього методу, агрегація завантажувача використовує одночасне формування основних класифікаторів (з точки зору математичної логіки, мішок покращує асоціацію, а прискорення покращує персітківку).

Під час розфасовування відбуваються такі події:

- Кілька підмножин, що містять ряд прикладів, що відповідають кількості прикладів вихідного набору, вибираються навмання з початкового набору даних.
- Оскільки вибір є випадковим, набір прикладів завжди буде різним: деякі приклади будуть згруповані в кілька підмножин, а деякі не впишуться в жоден.
- Класифікатор будується на кожному зразку.

Висновки класифікаторів узагальнюються (голосуванням або рядком).

- Як і у випадку прискорення, результат прогнозування класифікатора агрегатора повинен бути набагато точнішим, ніж результат прогнозування моделі на наборі даних.

Основна проблема паралельної побудови наборів мереж полягає в наступному:

- Розбиття входу найкраще для кожного модуля в наборі. Кожен модуль повинен вирішити ту частину завдання, для якої він «адаптований».
- Основним недоліком використання паралельної множини є надмірно складний алгоритм навчання з імовірнісним зближенням.

2.4 Критерії залучення мережі до набору

Крім тренувальних процедур, необхідно сформувати оптимальну мережеву структуру: визначити кількість нейронів та топологію зв'язків між ними, вибрати функцію активації, визначити потребу у зворотньому зв'язку.

Якщо фахівці з нейронних мереж налаштовані неправильно (наприклад, наявність надмірної ваги призводить до зниження якості загальних ваг, оскільки хід нейронної мережі працює, вони можуть приймати будь-яке значення, а також призводять до схуднення). потрібні більше ітерацій алгоритмів навчання), буде отримано рішення. , виходячи з думки некомпетентного експерта.

Для нашої задачі класифікації об'єктів в якості критерія фільтрації апіорних нейромережових гіпотез пропонується критерій, який враховує якість $> 80\%$ ідентифікації штучною нейромережею, а також кількість помилок нейромережі.

Нейромережа буде входити до складу ансамблю, якщо буде задовільняти дані критерії.

Для оцінки якості кожного моделі, а також ансамблів обчислимо середньоквадратичну помилку (MSE) у тестовій вибірці.

На рис. 2.3. бачимо, що найменше значення помилки у ансамблі (на графіку – вихід).

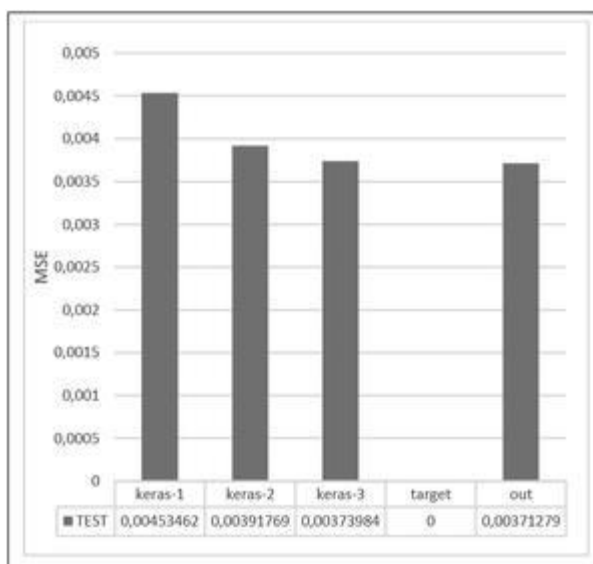


Рисунок 2.3. Середньоквадратична помилка

Оскільки лінійна регресія використовується як метамодель, лінія регресії може бути оцінена у кожній з моделей отриманого значення. Ці значення записуються в EnsembleItem.properties: 1.06192747 - keras-1, -0.13015426 - keras-2, 0.17757505 - keras-3.

Значення ваги можна інтерпретувати так: найбільша вага відповідає першій моделі (керас-1), а невелике регулювання проводиться третьою моделлю (керас-3), компенсацію надає друга модель (керас -2).

На рис. 2.4. представлені результати прогнозу, отримані за допомогою ансамбля:

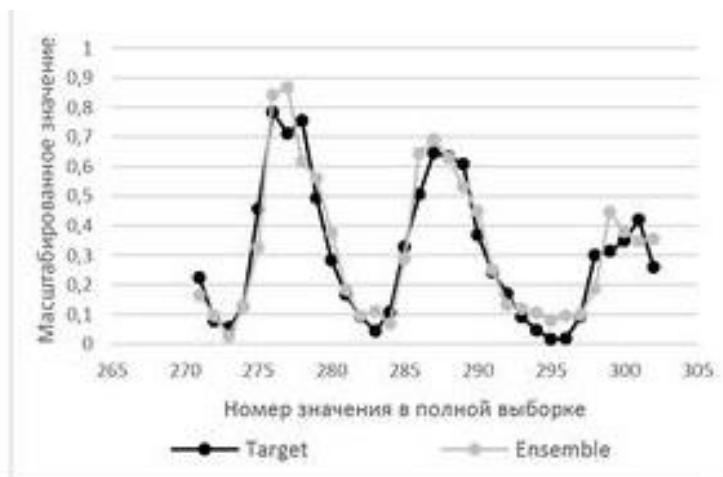


Рис. 2.4. Результати прогнозу, отримані за допомогою ансамбля

2.5 Алгоритм відбору нейромереж

Початковою умовою вибору структури основи є те, що структура повинна виконувати завдання класифікації.

На основі цього твердження не можна стверджувати, що нова мережа повинна базуватися на одній мережі.

Оскільки мережевий набір функціонально є єдиною мережею, єдина мережа та послідовний та паралельний набори можуть використовуватися як основа.

Тому існує проблема створення універсального алгоритму навчання вибраної бази, незалежно від її структури.

Рішення цієї проблеми – генетичний алгоритм навчання, майже нечутливий до структури мережі.

Однак обчислювальна потужність, яка вимагається генетичним алгоритмом, рухається частіше, ніж вимагає градієнтних методів, а отже, можливість вивчити генетичний алгоритм суворо обмежена специфікою зумовленого завдання.

Типовий формат навчальної вибірки ансамблю не відрізняється від початку однієї мережі.

У табл. 2.1 наведені результати експериментів з різними варіантами формування модуля в гібридній нейромережі:

Таблиця 2.1 Розрахунок точності різних з'єднань

Тип мономережі	Тип з'єднання	Час роботи	Точність
ANFIS	Мономережа	10	82,6%
	Рекурентна мережа+ Мономережа	21	88,2%
	Мономережа + Мережа Хопфілда	22	87,7%
	Рекурентна мережа + Мономережа +Мережа Хопфілда	25	97,8%
NEFCLASS	Мономережа	8	81,4%
	Рекурентна мережа + Мономережа	15	84%
	Мономережа + Мережа Хопфілда	17	87%
	Рекурентна мережа + Мономережа + Мережа Хопфілда	20,6	96,4%

Як показано в табл. 2.1 Варіант топології модуля нейронної мережі: найкраща мережа прямого поширення, основна нейронна мережа (ANFIS або NEFCLASS) та асоціативна пам'ять.

Конвертовані та періодичні мережі можуть використовуватися як мережі прямого розподілу, мережі Хопфілда як асоціативна пам'ять, мережі ANFIS та NEF-CLASS використовуються в якості основної мережі.

Функція зупинки – це метод регуляризації, що дозволяє уникнути перебільшення у великих нейронних мережах. Це трохи схоже на пробовідбірник, але насправді це модель.

Для формування набору створених мереж рекомендую побудувати набір моделей з різними структурами або параметрами. Ви хочете, щоб ці моделі мали трохи різні упередження, робили різні помилки та виправляли одна одну. Наприклад, нагороду Netflix виграв набір з багатьма різними моделями.

Навчання розраховане на слабких учнів і нейронні мережі (особливо глибокі мережі) дуже потужні. Якщо одна нейронна мережа може досягти точності даних тренувань, нічого не залишається вдосконалювати.

Але чому б не спробувати деякі з цих підходів і порівняти їх з витягнутими даними перевірки? Правильна відповідь може залежати від набору так і навіть може бути комбінацією декількох методів. Приклад генетичного алгоритму можемо бачити на рис. 2.5.

Генетичний алгоритм складається з таких етапів:

1. Обчислюється функція пристосованості:

$$E_j(w_j(0)) = 1 - \frac{y}{y_0},$$

2. де y – значення сигналу, отримане в результаті роботи мережі з вагами, які відповідають j -ої популяції, y_0 – еталонне значення сигналу в навчаючій вибірці.
3. Хромосоми розташовані у спадному значенні порядку функції пристосованості. Менш придатні вилучаються з популяції.

4. Якщо найбільш пристосована хромосома має значення, яке найкраще відповідає вихідному критерію, тоді алгоритм закінчується. В іншому випадку перейдіть до пункту 2.

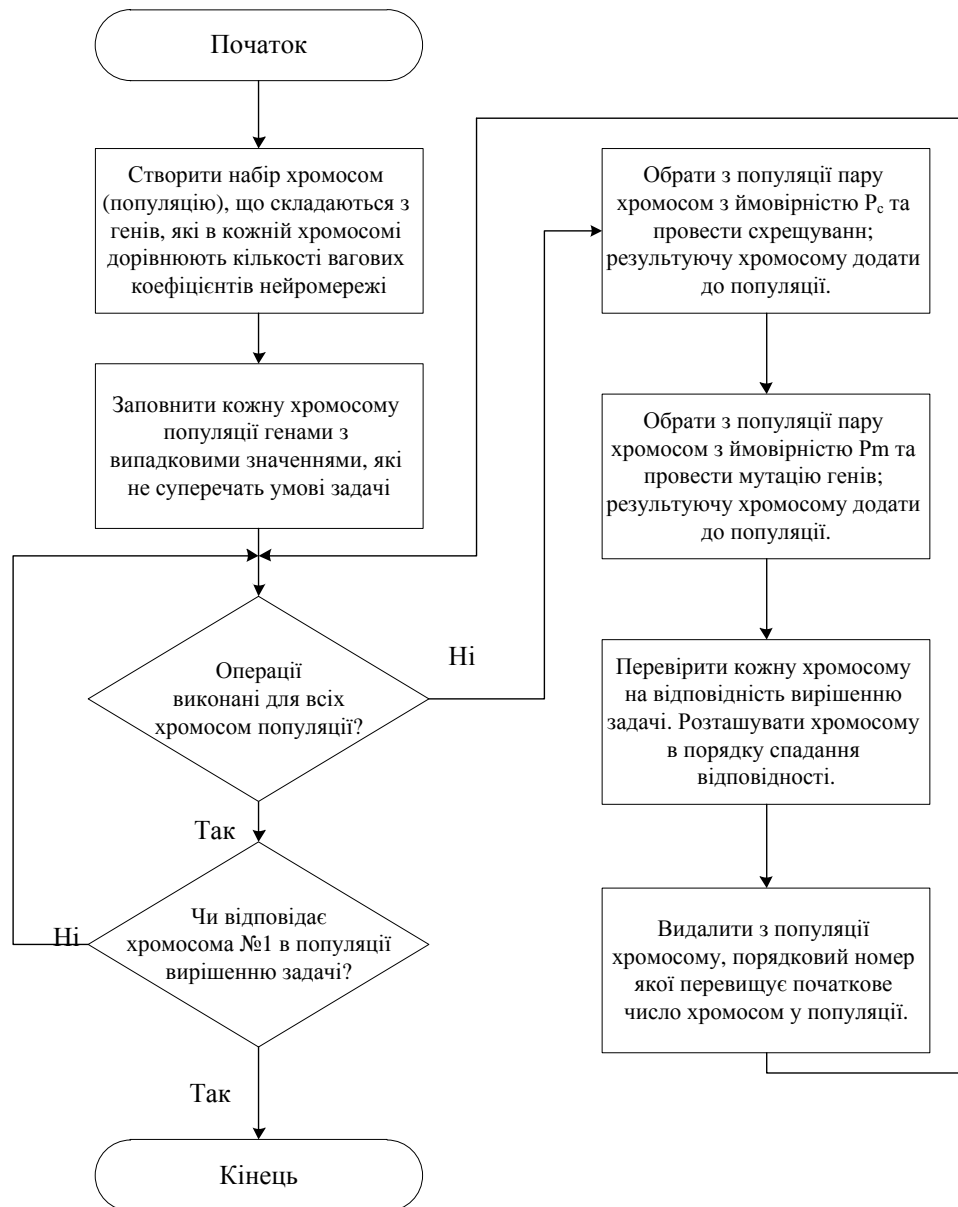


Рисунок 2.5. Схема генетичного алгоритму навчання

У разі навчання ансамблю мереж утворення нових популяцій відбувається за рахунок хромосом дітей мережі, батьківська хромосома є постійною.

Але так як генетичний алгоритм має інше походження та має конкретне призначення, то для нашого дослідження ми вибираємо паралельний метод побудови та навчання ансамблю нейронних мереж – модифікуючий баггінг, застосовуючи метод обрізки.

Висновки розділу

1. Розглянуто основні підходи до створення набору нейронних мереж. Представлено переваги та недоліки обох підходів до створення ансамблю.
2. Визначено критерії включення нейронних мереж у цілому. Ці критерії виявили якість рейтингу та кількість помилок.
3. Розглянуто алгоритм вибору мережі, який буде частиною набору. Наведені приклади класифікації нейронних мереж, які є частиною набору з використанням паралельного підходу до побудови, та визначено, що найкращим результатом є набір, створений з трьох мереж з різною архітектурою.

РОЗДІЛ 3. ПРОБЛЕМИ НАВЧАННЯ НАБОРУ МЕРЕЖ

3.1 Постановка задачі

Як ми знаємо, ансамблеві методи – це моделі, що складаються з декількох незалежно сформованих моделей, і їх прогнози поєднуються, щоб зробити загальне передбачення.

Кожна з цих мереж, що входять до складу набору, формується за допомогою окремого алгоритму. Велика увага приділяється тому, які типи слабких учнів поєднуються і як вони поєднуються. Це дуже потужний технологічний клас і тому дуже популярний. Нагадаємо про методи навчання ансамблю:

- Boosting;
- Bootstrapped Aggregation (Bagging);
- AdaBoost;
- Stacked Generalization (blending);
- Gradient Boosting Machines (GBM);
- Gradient Boosted Regression Trees (GBRT);
- Random Forest.

Необхідно визначити, які проблеми виникають при навчанні набору та визначити найкращі способи їх вирішення, особливо для задачі класифікації.

Прочитавши список прикладів проблем машинного навчання, ви можете бачити схожість.

Це цінний навик, оскільки повнота у вивченні суті проблеми дозволить уважно подумати про потрібні вам дані та типи алгоритмів, які слід застосувати.

Існують загальні класи проблем машинного навчання. Нижче наведені проблемні класи є архетипними для більшості проблем, про які ми говоримо під час машинного навчання.

- 1) **Класифікація:** Дані вказують на те, що вони присвоєні такому класу, як спам / не спам або шахрайство / не шахрайство.

Моделювання рішення включає присвоєння міток новим немаркованим даним. Це можна розглядати як проблему дискримінації, моделювання відмінностей або подібності між групами.

2) Регресія: дані містять дійсне значення, а не мітку.

Приклади, які легко зрозуміти – це дані часових рядів, такі як ціна на складі, за певний період.

Моделюване рішення – це те, як важливо передбачити нові випадки.

3) Кластеризація: дані не позначені міткою, але їх можна розділити на групи за ознаками подібності та інших мір природної структури даних.

З вищевказаного списку є впорядкування безіменних зображень обличчя, коли користувач призначив імена групам, наприклад, iPhoto на Mac.

4) Видалення правил: дані використовуються як основа для видалення пропозиційних правил (попередня / наступна).

Такі правила можуть бути спрямовані, але зазвичай ні, це означає, що методи виявляють статистично підтримувані зв'язки між атрибутами даних, які не обов'язково пов'язані з тим, що очікується.

3.2 Алгоритми тренування нейронних мереж

У попередніх розділах були обговорені методи побудови ансамблів гібридних нейронних мереж, і оскільки нейронні мережі формуються за власним алгоритмом, ці методи побудови можна назвати, як методи навчання й побудови. Наприклад, у послідовній побудові набору методом бустінг нейронної мережі навчаються послідовно. У магістерській дисертації ми будемо використовувати алгоритм навчання баггінг та вдосконалимо його.

Модифікований алгоритм навчання включає в себе наступне:

1. Відформатуйте навчальний зразок та тестовий зразок.

Спочатку дані діляться на дані навчання та тестові дані. У нашому випадку дані тренінгу становитимуть 80%, а дані тестів - 20%.

Потім кожен вхідну партію S необхідно розділити на X - вибірку вхідних значень і Y - вибірку вихідних значень.

2. Навчання модуля. Модуль може включати більше двох нейронних мереж, один або кілька типів архітектури.

Модуль навчається в 3 етапи:

Етап 1. Навчання згорткових нейронних мереж.

Для того, щоб почати формувати нашу мережу, вам потрібно вирішити, як виміряти якість розпізнавання. У нашому випадку ми будемо використовувати найбільш поширену функцію в теорії нейронних мереж – це середньоквадратична помилка (СКО, MSE) [3]:

$$E^p = \frac{1}{2} (D^p - O(I^p, W))^2$$

У цій формулі E^p – помилка розпізнавання для p -ї навчальної пари, D^p – бажаний вихід мережі, $O(I^p, W)$ – вихід мережі, що залежить від p -го входу і зважування коефіцієнтів W , до яких належать ядра згортки, зміщення, вагові коефіцієнти шарів S - і F . Навчальне завдання полягає в тому, щоб відрегулювати ваги W так, щоб для будь-якої пари приводу (I^p, D^p) вони дають мінімальну помилку E^p . Для обчислення помилки для всього навчального зразка ми просто беремо середнє арифметичне помилок для всіх пар, що навчаються. Таку помилку будемо позначати, як E^p .

Для мінімізації функції помилки E^p , градієнтні методи є найбільш ефективними. Розглянемо суть градієнтних методів на найпростішому одновимірному прикладі (тобто коли ми маємо лише одну вагу). Якщо ми розкладемо функцію помилок E^p на ряд Тейлора, отримаємо такий вираз:

$$E(W) = E(W_c) + (W - W_c) \frac{dE(W_c)}{dW} + \frac{1}{2} (W - W_c)^2 \frac{d^2E(W_c)}{dW^2} + \dots,$$

тут E – та сама функція помилок, W_c – початкове значення ваги. У шкільній математиці ми пам'ятаємо, що для того, щоб знайти екстремуму функції, треба взяти її похідну і порівняти її з нулем. Тож візьмемо похідну функції помилки у вазі, опустивши доданки вище другого порядку:

$$\frac{dE(W)}{dW} = \frac{dE(W_c)}{dW} + (W - W_c) \frac{d^2E(W_c)}{dW^2},$$

з цього виразу випливає, що вага, при якому значення функції помилки буде мінімальним, можна обчислити з наступного виразу:

$$W_{min} = W_c - \left(\frac{d^2E(W_c)}{dW^2} \right)^{-1} \frac{dE(W_c)}{dW}.$$

Тобто оптимальна вага обчислюється як поточна вага мінус похідна функції похибки ваги, поділена на другу похідну функції помилки.

Однак для багатовимірного випадку (тобто для вагової матриці) лише перша похідна перетворюється на градієнт (вектор приватних похідних), а друга похідна стає гессіан (матриця приватні похідні секунди). Звідси впливають два варіанти.

Якщо опустити другу похідну, то отримаємо найшвидший алгоритм спуску градієнта. Зазвичай гессіан замінюють чимось простішим. Наприклад, один з найвідоміших і найефективніших методів – метод Левенберга-Маркарда (ЛМ) замінює гессіан, але що нам важливо знати про ці два методи, це те, що алгоритм ЛМ вимагає обробки усього зразка навчання, тоді як алгоритм градієнтного спуску може працювати з кожним окремим зразком навчання.

В останньому випадку алгоритм називається стохастичним градієнтом. Оскільки наша база даних містить 60 000 зразків навчання, ми більше підходимо до стохастичних градієнтів.

Ще однією перевагою стохастичного градієнта є його менша схильність до досягнення локального мінімуму порівняно з ЛМ.

Існує також стохастична модифікація алгоритму ЛМ, про яку, буде йтися пізніше.

Представлені формули полегшують обчислення похибки, отриманої вагами у вихідному шарі. Обчислення похибки в шарах приховування дозволяє добре відомий в II розділі метод зворотного поширення помилки.

Етап 2-й. Навчання рекурентної нейромережі.

На цьому етапі застосовується метод формування рекурентної мережі Елмана за схемою many-to-one (рис.3.1) для реалізації класифікатора об'єктів, заданого векторними послідовностями.

Правильно використовувати ті ж методи градієнта [3], що і для звичайних мереж прямого поширення, але з деякими модифікаціями.

Він обчислюється за допомогою модифікованого методу зворотного поширення [3], який носить назву Backpropagation through time (метод зворотного поширення з розгортанням мережі в часі, ВРТТ) [6].

Ідея методу - розгорнути послідовність, перетворивши рекурентну мережу в "звичайну". Як і в методі зворотного поширення для мереж прямого поширення [3],

1. прямий прохід – обчислюємо стану шарів,
2. зворотний прохід – обчислюємо помилку шарів,
3. обчислення зміни ваг, на основі даних отриманих на першому і другому етапах.

Розглянемо ці етапи докладніше:

1. Прямий прохід: для кожного вектора послідовності $\{x(1), \dots, x(n)\}$:
Обчислюємо стану прихованого шару $\{s(1), \dots, s(n)\}$ і виходи прихованого шару $\{h(1), \dots, h(n)\}$

$$s(t) = V \cdot x(t) + U \cdot h(t-1) + a$$

$$h(t) = f(S(t))$$

обчислюємо вихід мережі у

$$y(N) = g(W \cdot h(n) + b)$$

2. Зворотний прохід: обчислюємо помилку вихідного шару δ_o

$$\delta_o = y - d$$

– обчислюємо помилку прихованого шару в кінцевому стані $\delta_h(N)$:

$$\delta_h(N) = W^T \cdot \delta_o \odot f'(S(n))$$

обчислюємо помилки прихованого шару в проміжних ста-

$$\text{нах } \delta_h(t) \quad (t=1, \dots, n)$$

$$\delta_h(t) = U^T \cdot \delta_h(t+1) \odot f'(S(t))$$

4. Обчислюємо зміну ваг:

$$\Delta W = \delta_o \cdot (h(n)) T \Delta W = \delta_o \cdot (h(n)) T$$

$$\Delta b_y = \sum \delta_o \Delta b_y = \sum \delta_o$$

$$\Delta V = \sum t \delta_h(T) \cdot (x(t)) T \Delta V = \sum t \delta_h(t) \cdot (x(t)) T$$

$$\Delta U = \sum t \delta_h(T) \cdot (h(t-1)) T \Delta U = \sum t \delta_h(t) \cdot (h(t-1)) T$$

$$\Delta b_h = \sum \sum t \delta_h(T) \Delta b_h = \sum \sum t \delta_h(t)$$

Знайшовши спосіб обчислення градієнта функції помилки, далі ми можемо застосувати одну з модифікацій методу градієнтного спуску, які докладно описані в [3].

Етап 3-й. Навчання нейромережі Хопфілда.

Навчання мережі Хопфілда початкових образів ξ_{μ}^{in} полягає у обчисленні значень елементів матриці J_{ij} . Процес навчання можна формально описати так: нехай нейронна мережа буде навчена розпізнавати позначені моменти. Вхідней $\{\xi_{\mu}^{in}, \mu = 1, \dots, M\}$ образ $\bar{\xi}_{\mu}^{in}$ такий: $\bar{\xi}_{\mu}^{in} = \xi_{\mu}^{in} + \tilde{\xi}$, де $\tilde{\xi}$ шум накладається на вихідний образ. $\|\xi_{\mu}^{in} - \bar{\xi}_{\mu}^{in}\|$ Насправді, вивчення нейронної мережі – це визначення норми в просторі зображень. Потім, видалення шумового вхідного зображення можна описати як мінімізацію виразу $\|\xi_{\mu}^{in} - \bar{\xi}_{\mu}^{in}\|$

Важливою особливістю нейронної мережі є відношення кількості ключових образів M , які можуть бути збережені, до кількості нейронів у мережі N : $\alpha = \frac{M}{N}$. Для Хопфілда значення $\alpha = \frac{M}{N}$ не перевищує 0,14.

Обчислення квадратної матриці J_{ij} розміру $N \times N$ для M ключових кадрів проводиться за правилом Хебба: $J_{ij} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{\mu=1}^M [\xi_{i\mu}^{in} \cdot \xi_{j\mu}^{in}]$, де $i \neq j$; $J_{ii} = 0$, де $\xi_{i\mu}^{in}$ означає i -ий елемент ξ_{μ}^{in} способу.

Слід зазначити, що через комутативність операції множення дотримується рівність $J_{ij} = J_{ji}$.

Вхідне зображення, яке слід розпізнати, відповідає вихідним даним системи, слугуючи початковою умовою для динамічної системи. Рівняння достатньо для визначення штучної нейронної мережі Хопфілда і може бути реалізовано.

Тоді ви повинні навчити основу. Універсальний метод навчання, який не залежить від структури основи, – генетичний алгоритм. У цьому випадку хромосома – це набір генів, кожен з яких є ваговим коефіцієнтом мережі, представлений у вигляді двійкового коду.

Хромосома відповідає алгоритму навчання індивідуальної топології. Якщо в якості модуля використовується ансамбль мереж, тоді слід ввести батьківську хромосому C_0 , до якої приєднані хромосоми C_i всіх мереж у наборі. На першому етапі тренінгу ваги мережі випадковим чином визначаються в діапазоні можливих значень.

3. Застосування прунінгу. Для підвищення точності класифікації використовується обрізка(прунінг) – класифікація тестових даних визначає точність, з якою класифікується певна мережа, і якщо отримана точність не відповідає бажаному значенню (наприклад, точність класифікації менше 70% і більше 80% потрібно), нейронна мережа не входить в склад ансамблю.

4. Класифікація нейронними мережами тестової вибірки.

5. Застосування прунінга. Вкотре застосувавши метод обрізки, ми отримаємо остаточний набір нейронних мереж, який буде частиною ансамблю.

Нейронні мережі можуть бути сформовані за допомогою різних алгоритмів: вони засновані на принципах еволюції – імунний та генетичний алгоритми, алгоритм зворотного зв'язку з помилками, алгоритми стохастичної оптимізації, тому вам доведеться вибрати алгоритм залежно від завдання.

У цьому дослідженні було застосовано модернізований алгоритм паралельного навчання та побудови помилок до томографічних та рентгенографічних знімків, взятих із ресурсу платформи kaggle, наданого Національним інститутом охорони здоров'я.

Kaggle – це платформа для збору та обробки даних. У своїй роботі пошук використовує принципи краудсорсингу.

База даних була створена після обробки оригінального набору чорно-білих зразків 400 x 400 пікселів. База даних містить 4000 зображень для тренувань та 1000 зображень для тестів. Половину зразків для тренувань та тестування відбирали з навчального набору, а іншу половину – з тестового набору.

База даних була створена після переробки оригінального набору чорно-білих зразків розміром 400x400 пікселів. База даних містить 4000 зображень для навчання і 1000 зображень для тестування.

Половина зразків для навчання і тестування були взяті з набору для навчання, а інша половина – з набору для тестування.

Приклад зображень, що знаходяться в цій базі даних наведені на рис. 3.1.



Рисунок 3.1 Приклад даних з навчальної вибірки

Порівняльні результати в вирішенні класичної задачі класифікації використовуючи стандартний алгоритм баггінг на рис. 3.2.



Рисунок 3.2. Результати класифікації зображень

Порівняльні результати вирішення задачі розпізнавання новоутворень використовуючи модернізований алгоритм баггінг наведено на рис. 3.3.



Рисунок 3.3. Результати розв'язку класичної задачі класифікації

Висновки розділу

1. Розглянуто проблеми навчання загальної структури. Проблеми включають класифікацію, регресію та кластерізацію.
2. Приведено алгоритми навчання ансамблевої структури. Один з алгоритмів – генетичний алгоритм, пристосований до початку ансамблевої структури. Алгоритм баггінг було модифіковано за допомогою прунінгу.
3. Розглянуто алгоритми навчання нейронної мережі, архітектури яких будуть частиною ансамблю. Серед розглянутих алгоритмів можна виділити алгоритм зворотного розповсюдження помилок, який є досить універсальним.

РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

4.1. Загальна структура програмного забезпечення

Для застосування набору розроблених нейронних мереж було розроблено веб-сервіс медичного закладу, для якого обрана трирівнева архітектура застосунку, яка включає такі частини:

- сервер баз даних;
- сервер застосунків;
- клієнтська частина.

Крім того, для реалізації розробленої архітектури було обрано наступні технології:

- мова програмування Python, як основний інструмент розробки;
- мова JavaScript, для роботи з клієнською частиною;
- Sqlite3, як інструмент для управління базами даних;
- Angular – для створення веб-застосунків;
- Tensorflow – бібліотека машинного навчання від Google;
- HTML – для створення веб-сторінок додатку;
- каскадні таблиці стилів CSS;
- фреймворк Bootstrap, для оформлення сторінки, зокрема елементів керування користувача.

Оскільки ця система призначена для багатокористувацької та масштабованої, тобто може бути розширена без зайвих зусиль, структура даної системи базуватиметься на трьох основних частинах:

1) Сторона клієнта – частина, видима користувачеві, з яким він взаємодіє під час використання програми. У цьому випадку це веб-додаток, тобто клієнтом цієї системи є веб-браузер.

2) Вся необхідна логіка бізнесу реалізована на стороні сервера. Сервер

додатки опосередковуються між користувачем та сховищем даних. Сервер отримує запит, надісланий користувачем на стороні клієнта, обробляє його при необхідності – звертається до сервера бази даних і повертає відповідь на запит.

3) У цьому випадку браузер користувача взаємодіє з рамкою Angular. Коли запити JQuery та AJAX обробляються, деякі веб-сторінки отримують інформацію від сервера. Технологія міграції на стороні сервера Django дозволяє створювати класи моделей, подібні до тих, що створені в базі даних. Тим не менш, ця технологія дозволяє працювати з сутностями, робити вибір, створювати та редагувати дані. Це значно полегшує розробнику роботу з даними, оскільки він використовує моделі сутності.

Діаграма компонентів представлена на рис. 4.1.

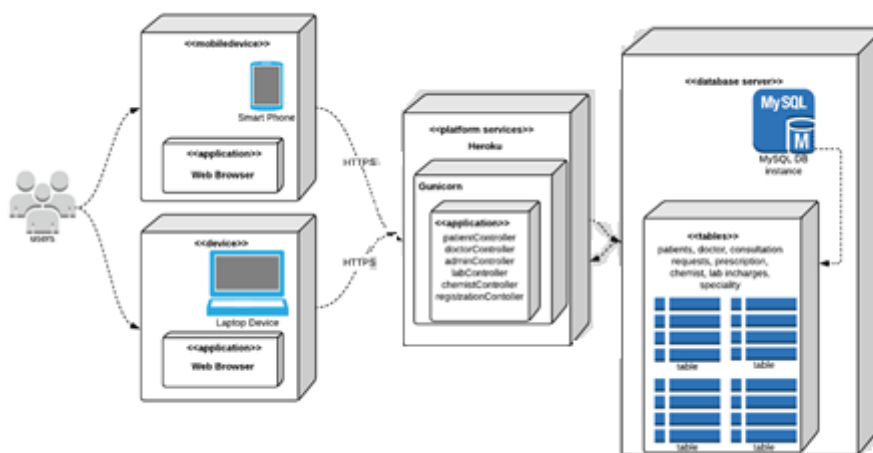


Рисунок 4.1. Діаграма компонентів

Дизайн користувацької частини системи

Розроблена система повинна бути надійною, стійкою до відмов і виконувати всі покладені на неї завдання. У разі помилки, про гаркера необхідно повідомити спеціальне повідомлення. Система відповідає за правильну, швидку та ефективну обробку вхідних даних та виконання всіх функцій, включених до них.

Система, що розробляється, буде веб-додатком, доступним з будь-якого веб-браузера. Функціональність різних груп користувачів буде різною. Лише зареєстровані спільнокористувачі матимуть доступ до системи.

При використанні програми користувачем будуть використовуватися записи та дані з бази даних. Ви також повинні врахувати, що можуть виникнути непередбачені ситуації.

Початкові дані:

- інформація про пацієнта, який реєструється (ім'я, прізвище, прізвище, номер телефону, електронна адреса);
- інформація про лікаря (ім'я, прізвище, прізвище, номер телефону, електронна адреса, паспортна інформація);
- інформація про час прибуття та виїзду з кімнати, тип приміщення та номер кімнати;
- додаткові послуги, які користувач може обрати після реєстрації (назва послуги, ціна)

Вихідні дані:

- інформація про бронювання користувача (дата прибуття, дата відправлення, стан бронювання, тип номера, ім'я користувача).

Незаплановані ситуації:

- а) неправильне введення даних;
- б) занадто багато очікування відповіді чи запиту;
- в) втрата зв'язку.

Розробка моделі бази даних

Для зручності та ефективного управління даними потрібно спочатку визначити об'єктну модель системи та бази даних. Ця модель використовується для опису даних, які будуть використовуватися системою.

У системі, що розробляється, важливим буде наступне:

- Спеціальність.

- Доктор.
- Пацієнт.
- Призначення пацієнта.
- Консультація.
- Рецепт.
- Аптека.

Точки вище з'єднані між собою.

Суть "спеціальності" має відношення до суті "лікаря", оскільки лікар має якусь спеціальність.

Суть "консультації" стосується суб'єктів "пацієнт", "рецепт" та "рецепт", оскільки пацієнт консультиється з лікарем, який у свою чергу призначає та називає пацієнта для консультації з лікарем.

Схема бази даних наведена в Додатку 2.

4.2 Інтерфейс користувача

Під час відкриття веб-програми всім користувачам надається сторінка для входу.

Для несанкціонованого користувача доступні наступні сторінки:

- "Вихід";
- "Зареєструвати нового користувача".

Наступні сторінки доступні для авторизованого користувача з роллю Пацієнт:

- 1) Додайте, відредагуйте та перегляньте власну інформацію докладно.
- 2) Детальний перегляд інформації про лікарський засіб, який є в системі.
- 3) Надіслати повідомлення лікареві.
- 4) Огляд письмових рецептів.
- 5) Перегляньте призначення на відвідування лікаря.

Наступні сторінки доступні для авторизованого користувача, який виконує роль лікаря:

- 1) Доповнення, зміна та детальне відображення особистої інформації.
- 2) Перегляньте місця відвідування.
- 3) Відправлення повідомлення.
- 4) Доповнення, редагування та деталізація висновків.

Для розуміння роботи програми наведено діаграму станів рис. 4.2.

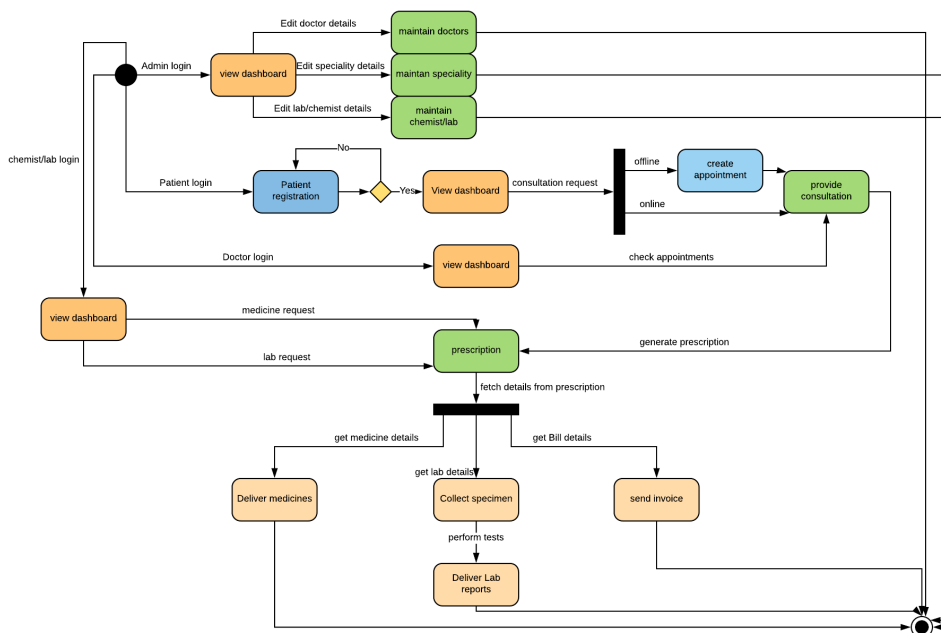


Рисунок 4.2. Діаграма станів

Розглянемо детальніше:

1. Сторінка «Реєстрація»

Сторінка реєстрації (Рис. 4.3) потрібна для створення нового облікового запису користувача, а потім для входу за допомогою попередньо введених даних. Після заповнення необхідних полів виконується запит і викликається дія Зберегти. Крім того, ці дані перевіряються на відповідність правилам перевірки, якщо все гаразд – дані користувача зберігаються.

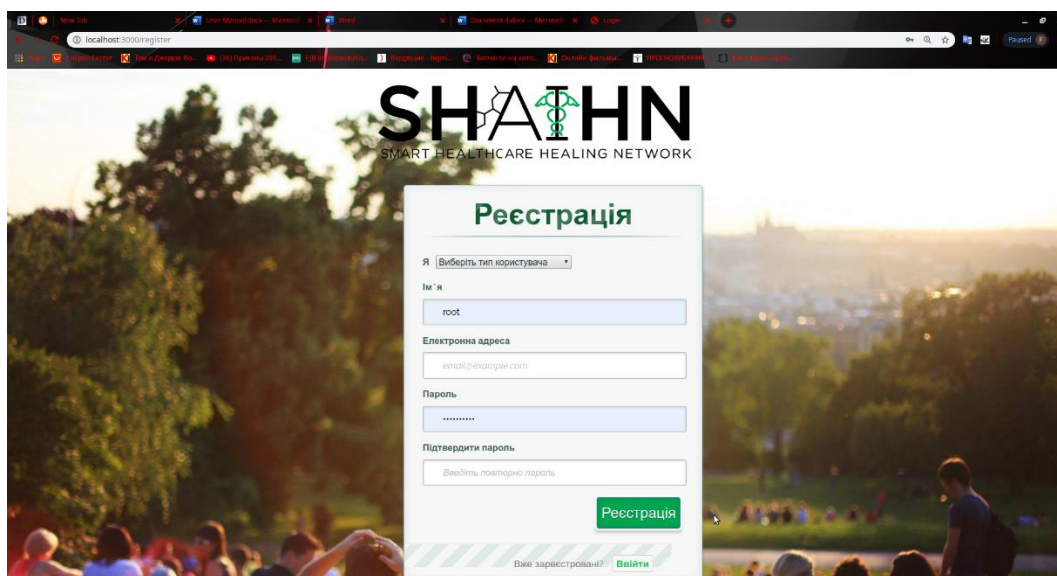


Рисунок 4.3. – Сторінка реєстрації нового користувача

2. Сторінка «Вхід»

Для зареєстрованого та неавторизованого користувача доступна сторінка «Вхід» (Рис. 4.4). Для різних типів користувачів доступні сторінки, які відповідають правам користувачів.



Рисунок 4.4. – Сторінка авторизації користувачів

3. Сторінка «Домашня сторінка лікаря»

Після реєстрації у лікарні доступна сторінка «Домашня сторінка» рис. 4.5.

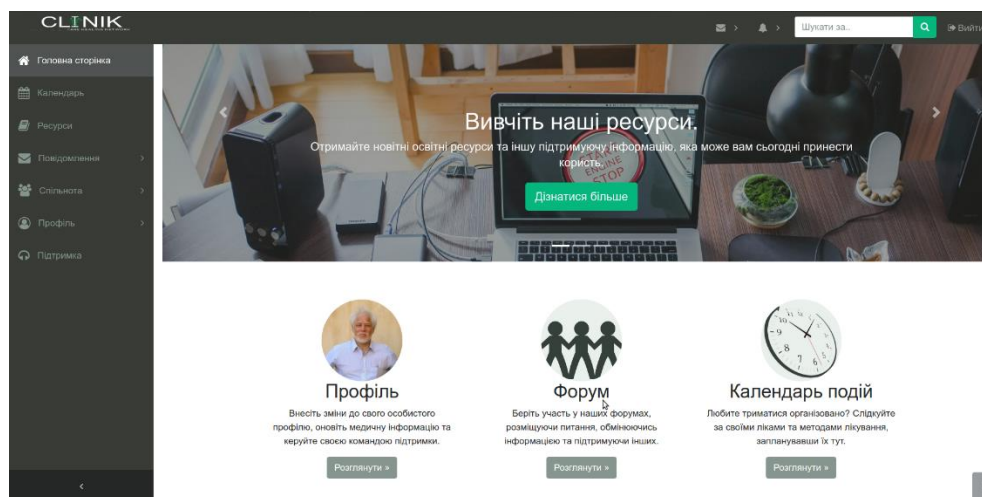


Рисунок 4.5. Головна сторінка

4. Сторінка «Повідомлення»

При переході у вкладку повідомлення лікарю доступна сторінка «Вхідні повідомлення» рис. 4.6.

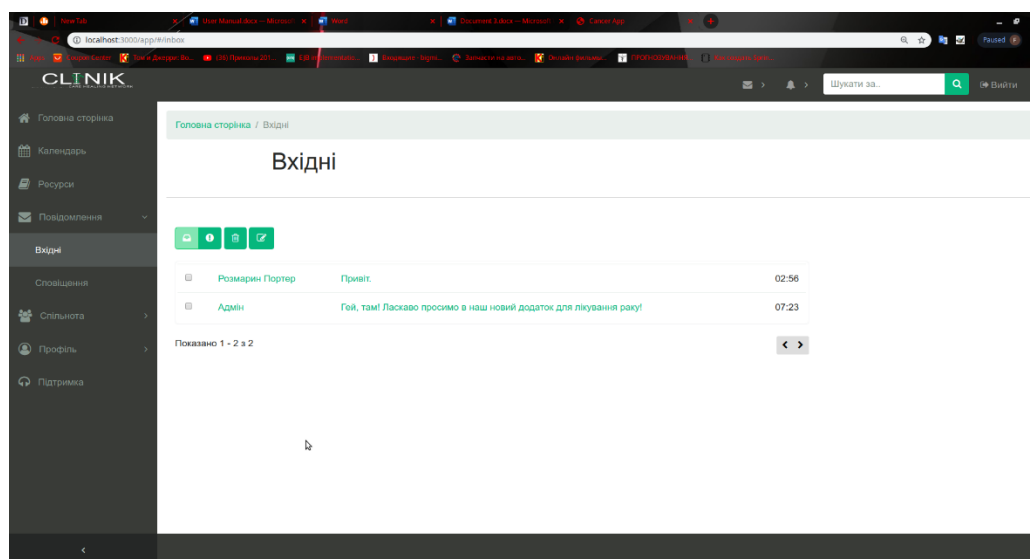


Рисунок 4.6. Вхідні повідомлення

5. Сторінка « Календарь прийому »

Коли ви переходите на вкладку календарь з облікового запису лікаря доступна сторінка «Календарь прийому» на якій лікар може бачити записаних на прийом хворих пацієнтів рис. 4.7.

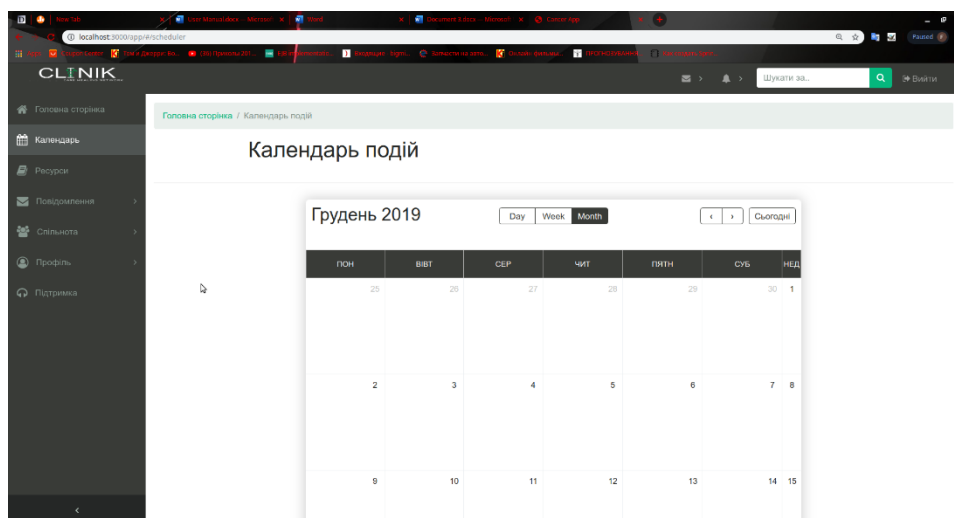


Рисунок 4.7. Сторінка «Календарь прийому»

6. Сторінка «Профіль пацієнта»

Після реєстрації пацієнту доступна сторінка «Профіль пацієнта», в якій він може змінювати свої дані рис. 4.8.

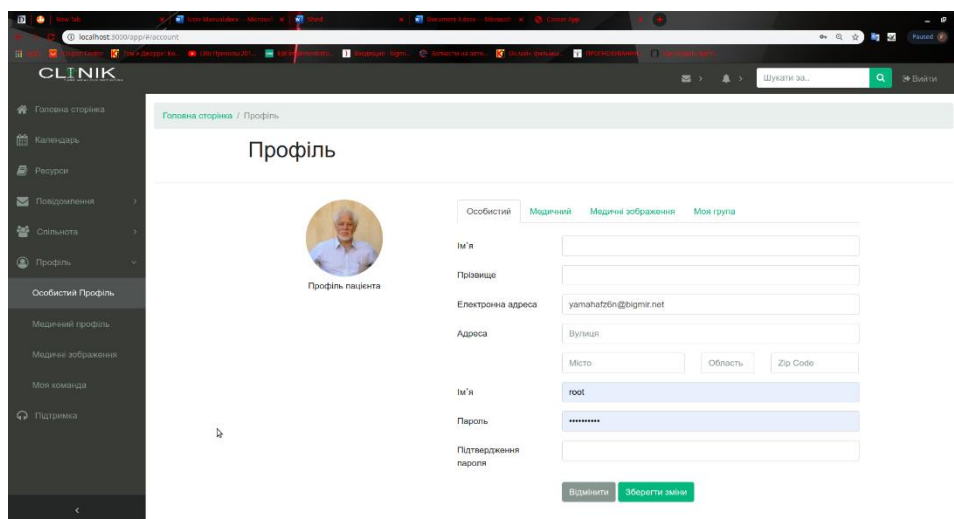


Рисунок 4.8. Сторінка « Головна сторінка пацієнта »

1. Сторінка «Ресурси»

Після реєстрації пацієнту доступна сторінка «Ресурси», в якій він може бачити новини стосовно досліджувань онкології та різноманітних подій рис. 4.9.

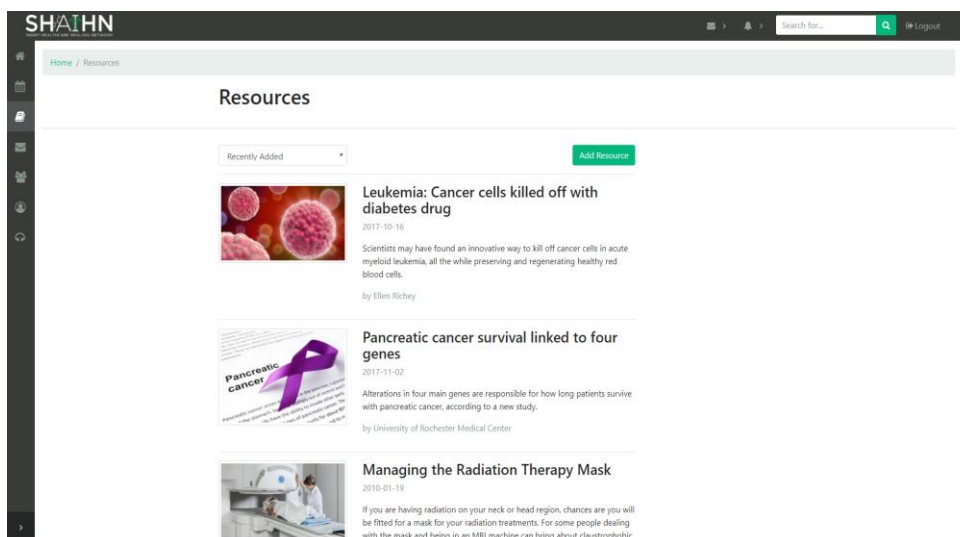


Рисунок 4.9. Сторінка «Ресурси»

2. Сторінка «Медичний профіль пацієнта»

Після реєстрації пацієнту доступна сторінка «Медичний профіль пацієнта», в якій він може бачити свій діагноз та призначення рис. 4.10.

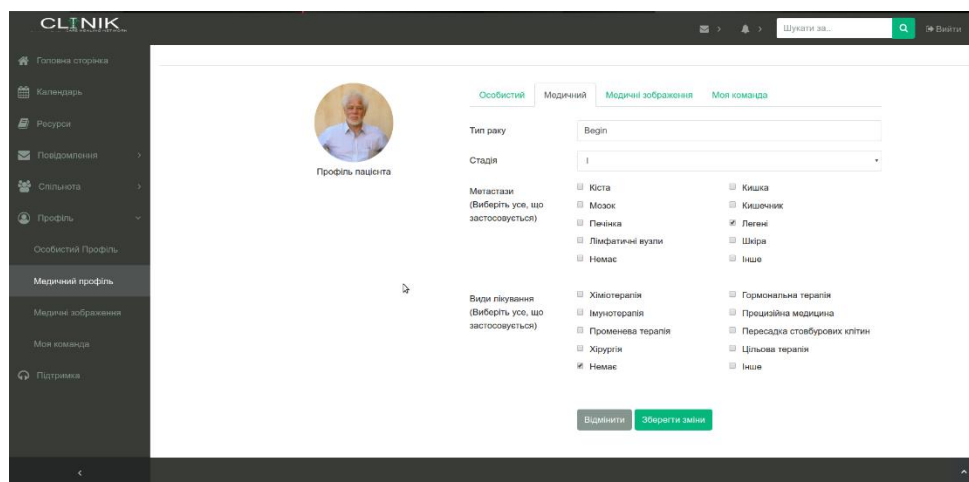


Рисунок 4.10. Сторінка «Медичний профіль пацієнта»

3. Сторінка «Медичні зображення пацієнта»

Натиснувши вкладку призначення пацієнту стає доступна сторінка «Медичні зображення пацієнта» рис. 4.11.

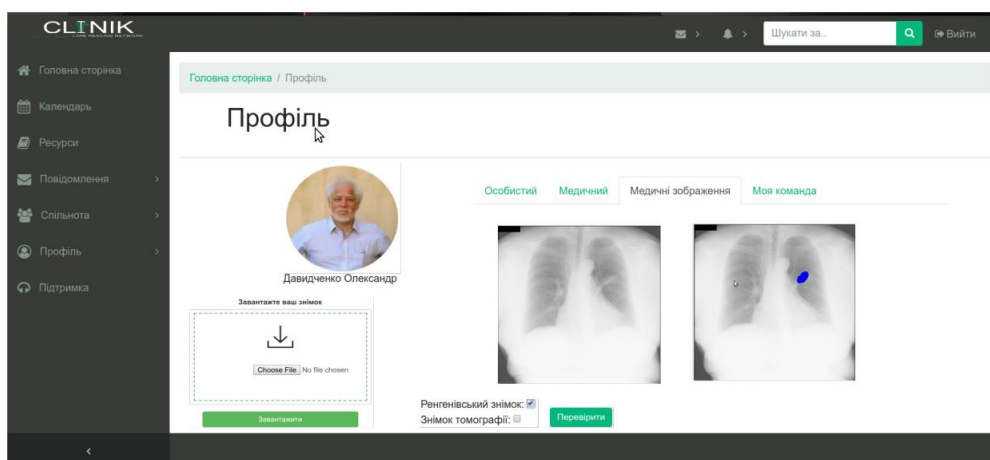


Рисунок 4.11. Сторінка «Медичні зображення пацієнта»

1. Сторінка « Календарь прийому ліків та подій »

Коли ви переходите на вкладку Календарь доступна сторінка «Календарь прийому ліків та подій» на якій лікар може бачити записаних на прийом хворих пацієнтів рис. 4.12.

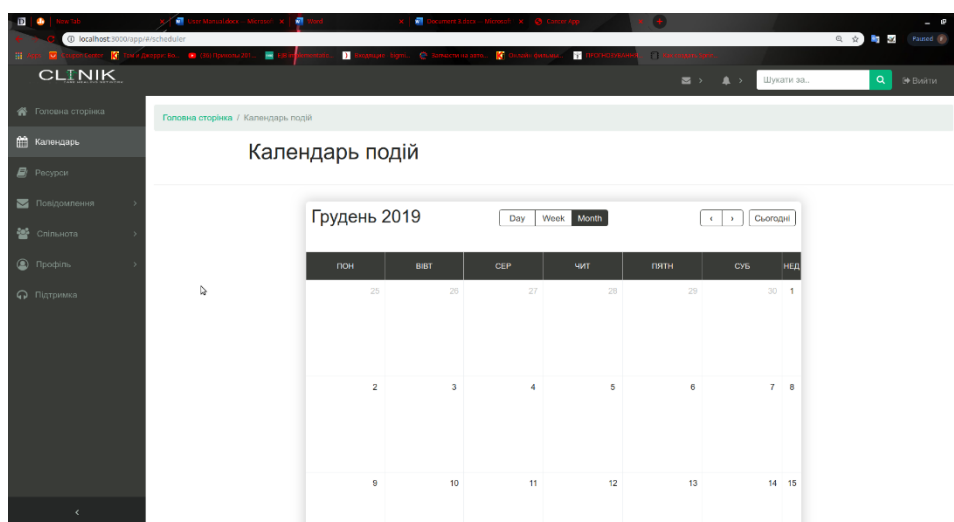


Рисунок 4.12. Сторінка « Календарь прийому ліків та подій »

Висновки до розділу

1. Розглянуто структуру розробленого програмного забезпечення. Визначено архітектуру застосунку, якою стала трьохрівнева архітектура. Наведено діаграму компонентів.
2. Розроблено модель бази даних.
3. Створена сама БД.
4. Розроблено серверну та клієнтську складові системи.
5. Створено та деталізовано сторінки, які доступні різним групам користувачів.

РОЗДІЛ 5. МАРКЕТИНГОВИЙ АНАЛІЗ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

5.1 Опис ідеї проекту

У даному розділі описано економічне обґрунтування реалізації стартап-проекту на тему “Інтелектуальна система розпізнавання об’єктів на основі розробленого ансамблю гібридних нейронних мереж”. Описана технологія буде реалізована у вигляді десктопного додатку, тому ним можна буде користуватись з комп’ютера. Процес включає в себе:

- імплементацію технології з даної роботи;
- розробка стратегії виходу конкурентоспроможного продукту на ринок та подальший розвиток стартапу.

Опис ідеї стартап-проекту наведено в табл. 5.1.

Таблиця 5.1 Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Ідея полягає в тому, щоб створити додаток, який можна було б використовувати в діагностичних цілях, як лікарю так і звичайним пацієнтам, використовуючи нейромережі	1. Використання додатку для діагностики новоутворень при обстеженні пацієнта	Користувач матиме можливість безпосередньо використовувати програму для детальної перевірки організму пацієнта
	2. Зменшення участі людського фактору при лікуванні пацієнтів	В користувача буде можливість зменшити ймовірність похибки результатів обстеження

В табл. 4.1 було наведено основну ідею, напрямки застосування та вигоди для користувача стартап-проекту. Для реалізації буде використано нейронні мережі, які будуть аналізувати рентгенівські та томографічні знімки. Даний програмний продукт матиме змогу працювати в режимі реального часу та матиме змогу звести до нуля похибку при діагностиці пацієнта. Користувачі матимуть змогу

швидко отримати результати діагностики, а також матимуть можливість самостійно отримувати результати обстеження з вказаними пошкодженими сегментами.

Для реалізації стартап-проекту необхідно визначити його характеристики (табл. 5.2).

Таблиця 5.2. Опис ідеї стартап-проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	Продукція конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій	Elcache	OSCache	SwarmCache			
1	Форма виконання	Додаток	Додаток	Додаток	Додаток			+
2	Собівартість	Низька	Висока	Висока	Середня			+
3	Наявність адміністратора для налаштування	Ні	Ні	Так	Так			+
4	Наявність інтернету	Так	Так	Ні	Ні		+	
5	Крос-платформеність	Ні	Так	Ні	Ні	+		

Визначений перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей ідеї потенційного товару є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності. Сильною стороною даного проекту є форма виконання у вигляді десктопного додатку і можливість роботи без наявності потужного комп'ютера. Слабкою стороною є те, що він не буде крос-платформеним та потрібно мати інтернет. Всі інші характеристики є нейтральними. Тому даний проєкт можна вважати конкурентоспроможним.

5.2 Технологічний аудит ідеї проєкту

В межах даного підрозділу необхідно провести аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею проєкту (технології створення товару).

Таблиця 5.3 Технологічна здійсненність ідеї проєкту

№	Ідея проєкту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Створення додатку	Нейромережі	Наявна	Безкоштовна, доступна
<i>Обрана технологія реалізації ідеї проєкту:</i> для створення додатку обрана технологія нейромереж, яка є безкоштовною та доступною.				

Висновок: Отже, проєкт буде реалізовано за допомогою технології нейромереж, адже вона буде використовуватися для збільшення точності обстеження. Також вона безкоштовна і доступна на ринку 5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту.

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проєкту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проєкту, дозволяє спланувати напрями розвитку проєкту із урахуванням

стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проєктів-конкурентів [22]. Спочатку проводимо аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку.

Таблиця 5.4 Попередня характеристика потенційного ринку

№	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн./ум.од	20000 грн./ум.од
3	Динаміка ринку	Зростає/спадає/стагнує
4	Наявність обмежень для входу	Немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Немає
6	Середня норма рентабельності в галузі або по ринку, %	$R = (3000000 * 100) / (1000000 * 12) = 25\%$

Висновок: Отже, середня норма рентабельності в галузі менша, ніж банківський відсоток на вкладення. Тому має сенс вкласти кошти в саме цей проєкт, адже проєкт немає наявності обмеження для входу на ринок і специфічних вимог до стандартизації та сертифікації, бо він буде виконаний у вигляді десктопного додатку необмеженим доступом.

Далі визначаються потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та формується орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 5.5).

Визначено характеристики стартап-проєкту: основну потребу, що формує ринок - десктопний додаток; наведено основні цільові сегменти ринку - медичні заклади, звичайні користувачі, медичні університети, дослідницькі центри тощо; відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів - отримання інформації та налаштування пристроїв; затверджено основні вимоги до споживачів -

десктопний додаток повинен бути зручним у користуванні, надійним та швидкокодйним.

Таблиця 5.5 Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Переносний додаток для визначення діагноза та новоутворень організму пацієнта	Різноманітні медичні заклади, звичайні користувачі, медичні університети, дослідницькі центри	Цільова група займається отриманням інформації про стан пацієнта	Рішення повинне бути зручним у користуванні, надійним, швидкокодйним

Далі складаються таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають (табл. 5.6-5.7).

Таблиця 5.6 Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	Вихід на ринок великої компанії	<ul style="list-style-type: none"> ● вихід з ринку; ● запропонувати великій компанії поглинути себе; ● передбачити додаткові переваги власного додатку для того, щоб повідомити про них саме після виходу міжнародної компанії на ринок
2	Зміна потреб користувачів	Користувачам необхідний додаток з іншим функціоналом	Передбачити можливість додавання нового функціоналу до створюваного додатку

Закінчення таблиці 5.6

3	Збільшення витрат на технічну підтримку	Невчасне реагування на сучасний ринок потреб користувачів	Вчасно оновлювати програмне забезпечення
4	Збільшення ціни на оренду сервера	Збільшення ціни на оренду сервера для обчислень	Передбачити можливість оренди сервера в іншого постачальника
5	Зменшення кількості користувачів застосунку	Зменшення зацікавленості користувачів в застосунку	Вчасно оновлювати інтерфейс застосунку

Було наведено основні фактори загроз стартап-проекту

Таблиця 5.7 Фактори можливостей

№	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростання можливостей потенційних покупців	Зростання держфінансування досліджень у галузі медицини	Запропонувати свої послуги державним підприємствам
2	Зниження довіри до конкурента 1	У додатку конкурента 1 нещодавно було знайдено витік інформації, яка збиралася для аналітики	При виході на ринок звертати увагу покупців на безпеку нашого додатку
3	Зменшення витрат на технічну підтримку	Збільшення продуктивності роботи штату компанії за рахунок підвищення їхнього професійного рівня	Підвищувати рівень кваліфікації своїх співробітників
4	Зменшення оренду серверів	На ринку з'явився орендодавець серверів з меншою ціною	Звернути увагу на зменшення ціни оренду серверів
5	Зростання попиту користувачів на аналогічні додатки	Збільшення кількості користувачів в сфері медичної діагностики	Запропонувати користувачам свій програмний продукт

. Найбільшою загрозою проекту є конкуренція (вихід на ринок великої компанії) і зміна потреб користувачів (користувачам необхідний додаток з іншим функціоналом). Для зменшення цих загроз потрібно запропонувати великій компанії поглинути себе, передбачити додаткові переваги власного додатку для того, щоб повідомити про них саме після виходу міжнародної компанії на ринок, а також передбачити можливість додавання нового функціоналу до створюваного додатку і своєчасного оновлення програмного забезпечення і користувацького інтерфейсу. Найменшими загрозами є збільшення витрат на технічну підтримку, збільшення ціни на оренду серверу, зменшення кількості користувачів додатку.

Було наведено основні фактори сприяння ринковому впровадженню проекту: зростання можливостей потенційних покупців, зниження довіри користувачів до конкурентів, зменшення витрат на технічну підтримку, зменшення ціни на оренду аналогічних серверів, зростання попиту користувачів на аналогічні додатки. Основними реакціями компанії є: надання своїх послуг державним підприємствам, безпечність програмного забезпечення, своєчасне оновлення користувацького інтерфейсу, підвищення рівня кваліфікації своїх співробітників.

Надалі визначаються загальні риси конкуренції на ринку (табл. 5.8)

Таблиця 5.8 Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

№	Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1	Вказати тип конкуренції: - олігополія	Існує 3 фірми-конкуренти на ринку	Врахувати ціни конкурентних компаній на початкових етапах створення бізнесу, реклама (вказати на конкретні переваги перед конкурентами)
2	За рівнем конкурентної боротьби: - міжнародний	Одна з компаній – з іншої країни, дві – з України	Додати можливість вибору мови додатку, щоб легше було у майбутньому вийти на міжнародний ринок

Закінчення таблиці 5.8

3	Галузева ознака: - внутрішньогалузева	Конкуренти мають до- дток, який використо- вується лише всередині даної галузі	Створити основу додатку таким чином, щоб можна було легко його переро- бити для використання у інших галу- зях.
4	Конкуренція за ви- дами товарів: товарно-видова	Види товарів є однако- вими, а саме - програ- мне забезпечення	Створити додаток, враховуючи недо- ліки конкурентів
5	За характером кон- курентних переваг: - нецінова	Вдосконалення техно- логії створення дота- тку, щоб собівартість була нижчою	Використання менш дорогих техноло- гій для розробки, ніж використовують конкуренти
6	За інтенсивністю: - не марочна	Бренди відсутні	-

Було наведено проведено аналіз конкуренції на ринку, а саме визначено: тип конкуренції - олігополія; конкуренція за рівнем конкурентної боротьби - міжнародна; конкуренція за галузевою ознакою - внутрішньогалузева; конкуренція за видами товарів - товарно-видова; конкуренція а характером конкурентних переваг - нецінова; конкуренція за інтенсивністю - не марочна. Також було наведено можливі дії компанії, щоб бути конкурентноспроможною: врахувати ціни конкурентних компаній на початкових етапах створення бізнесу; додати можливість вибору мови додатку, щоб легше було у майбутньому вийти на міжнародний ринок; створити основу додатку таким чином, щоб можна було легко його переробити для використання у інших галузях; створити додаток, враховуючи недоліки конкурентів; використання менш дорогих технологій для розробки, ніж використовують конкуренти.

Далі розробляється перелік факторів конкурентоспроможності для ринку на основі аналізу складових моделі 5 сил М. Портера (табл. 5.9).

Таблиця 5.9 Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Навести перелік прямих конкурентів	Визначити бар'єри входу в ринок	Визначити фактори сили постачальників	Визначити фактори сили споживачів	Фактори загроз з боку замінників
Висновки	Існує 3 конкуренти на ринку. Найбільш схожим за виконанням є конкурент 1, так як його рішення також представлене у вигляді додатку.	Так, можливості для входу на ринок є, бо наше рішення спрощує та пришвидшує роботу спеціаліста.	Постачальники відсутні	Важливим для користувача є зручність у користуванні	Товаризамінники можуть використати більш дешеву технологію створення додатку та зменшити собівартість товару

Отже, з огляду на конкурентну ситуацію можна з впевненістю сказати, що проект має можливість роботи на ринку, тому що серед наведених конкурентів немає тих, які б могли його потіснити, адже розроблене рішення спрощує та пришвидшує роботу спеціаліста. Можна виділити основні сильні сторони продукту, які б допомогли стати конкурентоспроможним на ринку - надійність, зручність користувацького інтерфейсу, простота у використанні та безпечність, а також використання нейромережевого підходу.

На основі аналізу висновків, наведених вище, визначається та обґрунтовується перелік факторів конкурентоспроможності (табл. 5.10).

Таблиця 5.10 Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Використання нейромережевого підходу	Дозволяє з великою швидкістю та точністю виявити новоутворення чи зміну
2	Простота інтерфейсу користувача	Доступ відбувається через комп'ютер користувача
3	Надійність	Додаток працюватиме без збоїв
4	Безпечність	Додаток буде захищати особисту інформацію користувача

Було наведено основні фактори конкурентоспроможності, які будуть представлені на ринку, а саме: використання технології iBeacon для управління подіями в контексті Інтернету речей, простота користувацького інтерфейсу, надійність та безпечність мобільного додатку.

За визначеними факторами конкурентоспроможності проводиться аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 5.11).

Таблиця 5.11 Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін системи кешування мало змінних даних

№	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з запропонованим						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Використання нейромережевої технології	15			+				
2	Простота інтерфейсу користувача, надійність та безпечність	20	+						

Було наведено порівняльний аналіз сильних сторін проекту товарів-конкурентів і нашого підприємства. Найбільше балів набрано для таких факторів конкурентноспроможностей - простота інтерфейсу користувача, надійність та безпечність, найменше - використання нейромережевої технології.

Далі складаємо SWOT-аналіз (табл. 5.12).

Таблиця 5.12 SWOT аналіз стартап-проекту

<p>Сильні сторони (S):</p> <ul style="list-style-type: none"> – простий користувацький інтерфейс, – надійність, – безпечність, – використання технології 	<p>Слабкі сторони (W):</p> <ul style="list-style-type: none"> – потрібно мати доступ до інтернету
<p>Можливості (O):</p> <ul style="list-style-type: none"> – у конкурента 1 виявлена проблема із безпекою додатку, – додаткове держфінансування для розповсюдження даної технології, – зменшення витрат на технічну підтримку, – зменшення ціни на аналогічні сервери, – зростання попиту користувачів на аналогічні додатки 	<p>Загрози (T):</p> <ul style="list-style-type: none"> – конкуренція, – зміна потреб користувачів, – збільшення витрат на технічну підтримку, – збільшення ціни на обчислювальні сервери, – зменшення кількості користувачів додатку

Отже, внутрішні можливості компанії і спроможності щодо виведення продукту на ринок характеризуються такими сильними і слабкими сторонами: сильні - простий користувацький інтерфейс, надійність, безпечність, використання

нейромережевої технології; слабкі - потрібно доступ до мережі інтернет. Ринкові та можливості компанії щодо зовнішнього оточення характеризуються можливостями і загрозами: можливості - у конкурента 1 виявлена проблема із безпекою додатку, додаткове держфінансування для розповсюдження даної технології, зменшення витрат на технічну підтримку, зменшення ціни на аналогічні сервери, зростання попиту користувачів на аналогічні мобільні додатки; загрози - конкуренція, зміна потреб користувачів, збільшення витрат на технічну підтримку, зменшення кількості користувачів додатку.

На основі SWOT-аналізу складаються альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту (табл. 5.13).

Таблиця 5.13 Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Безкоштовне надання певного функціоналу у користування споживачам на обмежений термін	Головний ресурс – люди, даний ресурс - наявний	2-3 місяці
2	Реклама	Залучення власних коштів для реклами товару	1-2 місяці
3	Написання статей та опис товару на відомих ресурсах	Головний ресурс – час, даний ресурс - наявний	2-3 тижні
4	Презентація товару на хакатонах й інших ІТ заходах	Ресурс – час та гроші для участі, наявні	1-3 місяці

Отже, було визначено альтернативу ринкового впровадження стартап-проекту -безкоштовне надання певного функціоналу у користування споживачам на обмежений термін, адже користувачі мають знати за що вони платять, а строки реалізації - більш стислими.

5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 5.14).

Таблиця 5.14 Вибір цільових груп потенційних споживачів

№	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Медицина	Можливість збору необхідних даних про користувачів	Великий	Існує 3 конкуренти, які надають схожі, але менш швидкі рішення.	Швидкодія, зручний користувацький інтерфейс, надійність, безпечність

Закінчення таблиці 5.15

2	Дослідницькі центри	Можливість збору необхідних даних про користувачів	Великий		Швидкодія, зручний користувацький інтерфейс, надійність, безпечність
3	Благодійні фонди	Можливість збору необхідних даних про користувачів	Великий		Швидкодія, зручний користувацький інтерфейс, надійність, безпечність
Які цільові групи обрано: обираємо медицину та дослідницькі центри, які підтримуються держзамовленням					

Отже, було вибрано основні цільові групи: медицина та дослідницькі центри, які підтримують держзамовлення, адже вони мають можливість збору необхідних даних про користувачів, їхні основні вимоги до мобільного додатку. Також було визначено основні характеристики для входу в сегмент: швидкодія, зручний користувацький інтерфейс, надійність, безпечність. Далі визначається базова стратегія розвитку (табл. 5.15).

Таблиця 5.15 Визначення базової стратегії розвитку

Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
Створення додатку з використанням нейромережевої технології	Ринкове позиціонування	Швидкодія, простота у користуванні, безпечність, надійність	Стратегія диференціації

Отже, була обрана альтернатива розвитку проекту - створення додатку з використанням нейромережевої технології. Визначена базова стратегія розвитку - диференціація, інструментом реалізації якої є ринкове позиціонування, адже додаток матиме основні відмінності від товарів-конкурентів такі як швидкодія, простота у користуванні, безпечність, надійність.

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 5.16)

Таблиця 5.16 Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проект «першопрохідцем» на ринку	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, які?	Стратегія конкурентної поведінки
Ні, оскільки є товари-замінники, але дані товари замінники не мають деякого необхідного функціоналу	Так, ціль компанії знайти нових споживачів та, частково, забрати існуючих у конкурентів задля задоволення потреб останніх	Буде, а саме: основною задачею є розробка додатку з використанням ансамблю нейромереж (конкуренти 1, 2, 3), простий інтерфейс користувача (конкурент 2), технічна підтримка	Стратегія заняття конкурентної ніші

Отже, було визначено базову стратегію конкурентної поведінки - зайняття конкурентної ніші, адже програмний продукт буде націлений на один ринковий сегмент - Інтернет речей. Також матиме технічну підтримку у вигляді оновлень мобільного додатку - основну перевагу перед конкурентами, що формуватиме довіру і прихильність споживачів.

Далі визначається стратегія позиціонування проекту, яка допоможе користувачам ідентифікувати програмний продукт (табл. 5.17).

Таблиця 5.17 Визначення стратегії позиціонування

№	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту
1	Простота інтерфейсу, швидкодія, надійність, безпечність	Диференціація	Простота користувацького інтерфейсу дозволить отримувати необхідні дані і відслідковувати події в режимі реального часу, а також буде безпечним і надійним	Швидкодія, безпека, простота

Отже, було визначено стратегію позиціонування, а саме визначено основні вимоги до товару цільової аудиторії: простота інтерфейсу, швидкодія, надійність, безпечність; базову стратегію розвитку: диференціація; ключові конкурентоспроможні позиції стартап-проекту: простота користувацького інтерфейсу дозволить отримувати необхідні дані і відслідковувати події в режимі реального часу, а також буде безпечним і надійним. Також сформовано комплексну позицію проекту: швидкодія, безпека, простота.

5.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. Для цього у табл. 5.18 потрібно підсумувати результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 5.18 Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Швидкодія	Додаток працює практично на усіх пристроях	Перевага у швидкості
2	Простота користувацького інтерфейсу	Простота роботи додатку	Користувачі мають зручний інтерфейс для взаємодії з додатком
3	Надійність	Надійність роботи додатку	Переваги у надійності
4	Безпечність	Додаток захищає дані про особисту інформацію користувачів	Додаток не має на меті збір особистої інформації про користувачів

Надалі розробляється трирівнева маркетингова модель товару (табл. 5.19).

Таблиця 5.19 Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
1. Товар за задумом	Система кешування малозмінних даних на мові програмування Java		
2. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх/Тл/Е/Ор

Закінчення таблиці 5.19

	1. Зручність та простота користувацького інтерфейсу 2. Швидкість роботи 3. Надійність 4. Безпека згідно до світових стандартів	Нм	Тх
	Якість: згідно до стандарту ISO 4444 буде проведено тестування		
	Маркування відсутнє		
	Моя компанія: “IoT app”		
3. Товар із підкріпленням	1-місячна пробна безкоштовна версія та безкоштовне встановлення		
	Постійна підтримка для користувачів		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: захист інтелектуальної власності, патент			

Отже, було описано три рівня моделі товару: товар буде мати вигляд десктопного додатку, який допомагатиме діагностувати новоутворення пацієнтів, а також маж можливість пацієнтам самостійно аналізувати дані діагностики. Його основні характеристики: зручність та простота користувацького інтерфейсу, швидкість роботи, надійність, безпека згідно до світових стандартів. Додаток буде захищено від копіювання за рахунок патенту.

Наступним кроком є визначення цінових меж (табл. 5.20). Аналіз проводиться експертним методом.

Таблиця 5.20 Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
25000	30000	200000	20000

Визначено межі встановлення ціни на мобільний додаток, а саме рівень цін на товари-замінники - 25000 грн, рівень цін на товари-аналоги 30000 грн, рівень доходів цільової групи споживачів - 200000 грн, верхня та нижня межі встановлення ціни на товар - 20000 грн. Аналіз був проведений експертним методом.

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого приймається рішення (табл. 5.21).

Таблиця 5.21 Формування системи збуту

Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати посередник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
Купують підписку та роблять щорічні внески для подовження ліцензії	Продаж	0(напрямую), 1(через одного посередника)	Власна та через посередників

Отже, було сформовано систему збуту у вигляді щорічної підписки (ліцензії). Збут буде проводитися власними силами та через посередників, напряму та через одного посередника у вигляді продажу товару.

Далі розробляється концепція маркетингових комунікацій (табл. 5.22).

Таблиця 5.22 Концепція маркетингових комунікацій

№	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Завантаження додатку	Інтернет	Швидкодія, простота у використанні, безпека, надійність	Показати переваги додатку, у тому числі і перед конкурентами	Демо-ролик із використання

Отже, було розроблено концепцію маркетингових комунікацій: мобільний додаток буде завантажуватись з диску чи з інтернету, канал комунікації - інтернет, ключові позиції для позиціонування - швидкодія, простота у використанні, безпека, надійність, основне завдання рекламного повідомлення - показати переваги додатку, у тому числі і перед конкурентами, концепція рекламного звернення буде у вигляді демо-ролика із використання.

Висновки по розділу

1. У даному розділі були досліджені основні аспекти виходу на ринок додатку для виявлення новоутворень та діагностики пацієнтів. Описаний продукт є доцільним для користувачів, які хочуть отримати діагноз в режимі реального часу з максимальною точністю, адже в медицині найцінніше — час, тобто чи раніше поставити діагноз, тим менші наслідки для пацієнта.
2. В рамках розділу було визначено перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей потенційного товару для формування його конкурентоспроможності; обрана технологія реалізації ідеї проекту: для створення додатку обрана технологія нейромереж, яка є безкоштовною та з якою мають досвід роботи члени проекту;.
3. Відповідно до проведених досліджень існує можливість ринкової комерціалізації проекту. Також існують перспективи впровадження з огляду на потенційні групи клієнтів, бар'єри входження не є високими, проект має значні переваги перед конкурентами: швидкодія, простота у використанні, безпека, надійність.
4. Проаналізувавши отримані результати, можна зробити висновок, що подальша імплементація є доцільною.

ВИСНОВКИ

1. Проведено аналіз існуючих методів вирішення проблеми розпізнавання зображень та підтверджено вибір штучних нейронних мереж для вирішення зазначеної проблеми.
2. Розглядалися основні поняття штучних нейронних мереж, їх класифікація, а також класифікація основних методів навчання.
3. Обговорено основні поняття наборів нейронних мереж, дано методи навчання та основні побудови.
4. Здійснено огляд існуючих методів побудови наборів нейронних мереж. Особлива увага приділялася формуванню набору за допомогою алгоритму помилок.
5. Для підвищення точності роботи пропонується підхід до модифікації існуючих алгоритмів формування ансамблю нейронних мереж
6. Експериментальний експеримент був проведений з використанням розробленого коду, який реалізує запропоновані системні моделі. В результаті експерименту доведено, що нові структури мають більшу точність у вирішенні задачі і не залежать від вибірки навчання.
7. Розроблено програмне забезпечення, яке використовує набір, створений для розпізнавання пневмонії на рентгенографічних знімках.
8. У рамках розробки стартап-проекту були досліджені основні аспекти виходу на ринок додатку для визначення діагнозу пацієнту. Описаний продукт є доцільним для користувачів, які хочуть мати визначений діагноз в короткі строки, адже має можливість виявити новоутворення. Було визначено перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей потенційного товару для формування його конкурентоспроможності.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Агєєв А. Д., Балухто А. Н., Бичков А. В., Верещагін С. А. та ін нейроматематика. Книга 6: навчальний посібник для вузів. - М.: ІПРЖР, 2002. - 448 с.
2. Барський, А. Б. Нейронні мережі: розпізнавання, управління, прийняття рішень - М.: Фінанси і статистика, 2004. - 176 с.
3. Хайкін С. Нейронні мережі. Повний курс. Друге видання. - М.: Вільямс, 2006. - 1104 с.
4. Саттон Р.С. Навчання з підкріпленням. - М.: БІНОМ. Лабораторія знання, 2012. - 399 с
5. Harris Drucker, Yann Le Cun. Improving Generalization Performance Using Back-propagation / Harris Drucker, Yann Le Cun // IEEE Transactions on Neural Networks. - 1992. - Vol.3, №5 - p.991-997.
6. Боровиков, В. П. Мистецтво аналізу даних, 2-е видання - СПб.: Пітер, 2005. - 412 с.
7. Васенко, Д. В. Методи навчання штучних нейронних мереж. Інформатизація освіти, 2007. - С. 20-29.
8. Васильєв, В. І. розпізнати системи. Довідник. 2-е видання - Київ: Наукова думка, 1983. - 424 с.
9. Воронцов, К. В. Комбінаторні оцінки якості навчання по прецедентах // Доповіді РАН. - 2004. - Т. 394. - №2. - С. 175-178.
10. Галушкин, А. І. Нейрокомп'ютери і їх застосування: навчальний посібник для вузів. Книга 1 - Теорія нейронних мереж / А. І. Галушкин. - М.: ІПРЖР, 2000. - 416 с.
11. Гонсалес, Р. Цифрова обробка зображень / Р. Гонсалес, Р. Вудс. - М.: Техносфера, 2005. - 1007 с.
12. Горбань, А. Н. Нейроінформатика / А. Н. Горбань, В. Л. ДунінБарковскій, А. Н. Кірдіна. - Новосибірськ: Наука. Сибірське підприємство РАН, 1998. - 296 с.

13. Желтов, С. Ю. Обробка та аналіз зображень в задачах машинного зору / С. Ю. Желтов. - М.: Фізматкніга, 2010. - 672 с.
14. Заєнцев, І. В. Нейронні мережі. Основні моделі / І. В. Заєнцев. - Воронеж: ВДУ, 1999. - 76 с.
15. Комарцова, Л. Г. Нейрокомп'ютери: навчальний посібник / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов. - М.: МГТУ, 2002. - 318 с.
16. Корн, Г. Довідник з математики для науковців та інженерів / Г. Корн, Т. Корн. - М.: Наука, 1970. - 246 с.
17. Крісілов, В. А. Методи прискорення навчання нейронних мереж / В. А. Крісілов, Д. Н. Олешко. - М.: Гардарики, 2005. - 1042 с.
18. Круглов, В. В. Штучні нейронні мережі. Теорія та практика. - 2-е видання / В. В. Круглов, В. В. Борисов. - М.: Гаряча лінія - Телеком, 2002. - 382 с.
19. Рутковська, Д. Нейронні мережі, генетичні алгоритми та нечіткі системи / Д. Рутковська, М. Піліньскій, Л. Рутковський. - М.: Гаряча лінія. - Телеком, 2006. - 147 с.
20. Сергієнко, А. Б. Цифрова обробка сигналів: підручник для вузів / А. Б. Сергієнко. - СПб.: Пітер, 2002. - 608 с.
21. Сойфер, В. А. Методи комп'ютерної обробки збережених / В. А. Сойфер. - М.: Фізматліт, 2003. - 459 с.
22. Ту, Дж. Принципи розпізнавання образів / Дж. Ту, Р. Гонсалес. - М.: Світ, 1978. - 412 с.
23. Форсайт, Д. А. Комп'ютерне зір. Сучасний похід / Д. А. Форсайт, П. Джин. - М.: Вільямс, 2004. - 928 с.

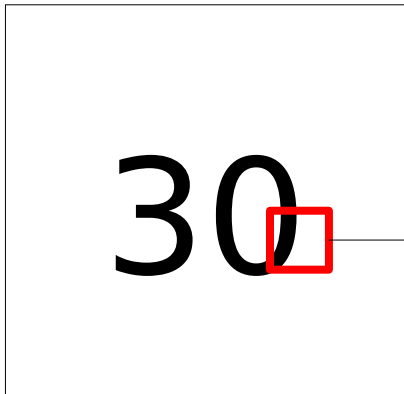
ДОДАТОК А

ДОДАТОК Б

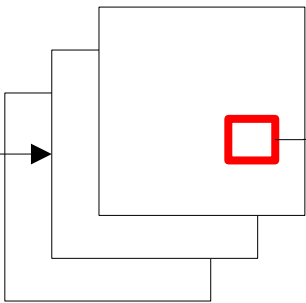
ДОДАТОК В

Згорткова нейронна мережа

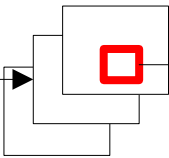
Зображення



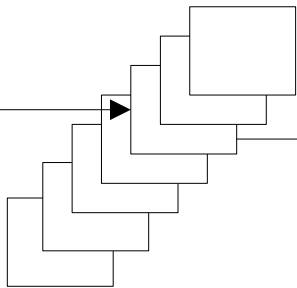
Згортка



Пулінг



Згортка



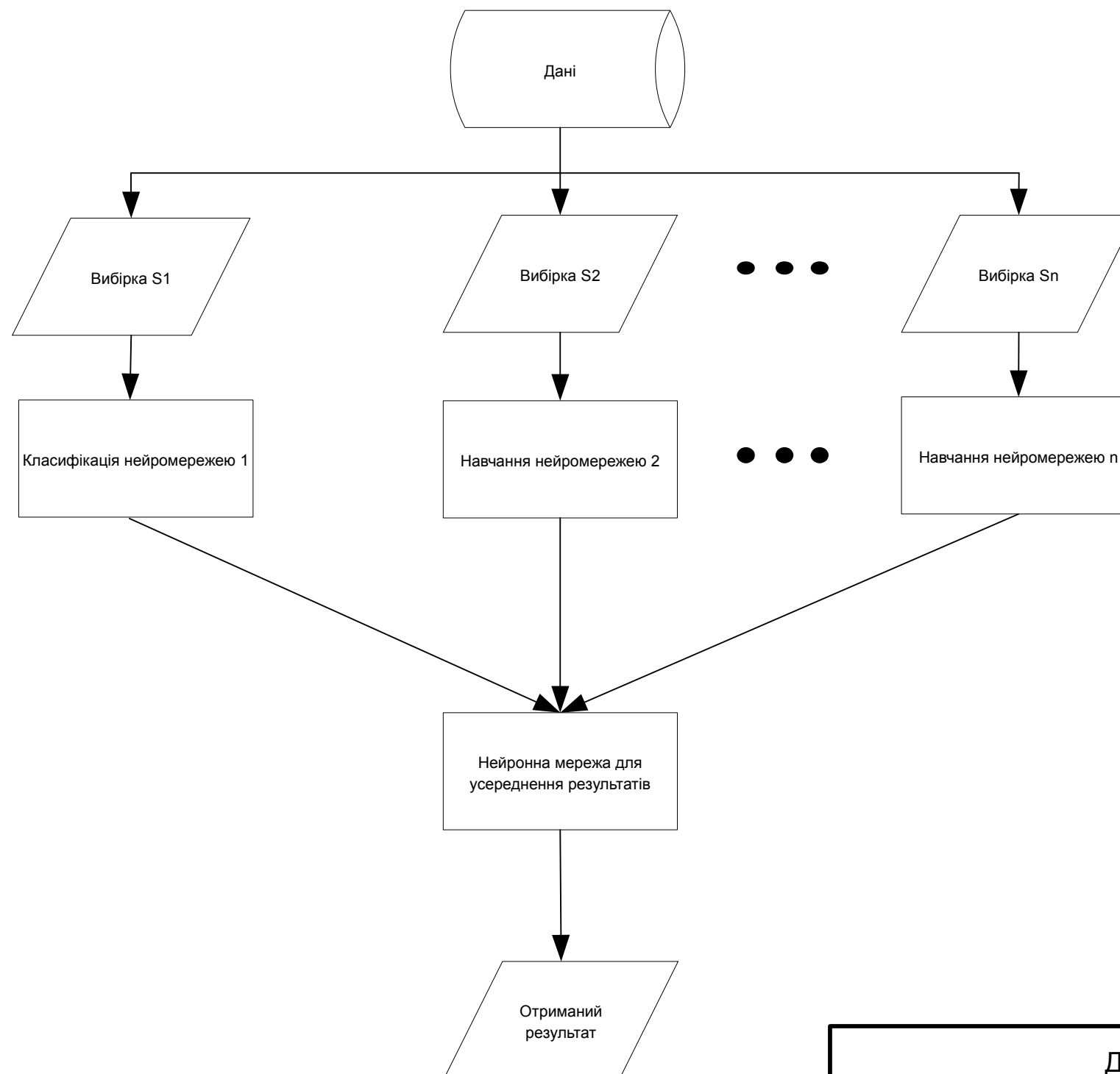
Вихід



Демонстраційний плакат №1
до дипломної роботи на тему „Інтелектуальна система
розпізнавання об’єктів на основі
розробленого ансамблю гібридних нейронних мереж”

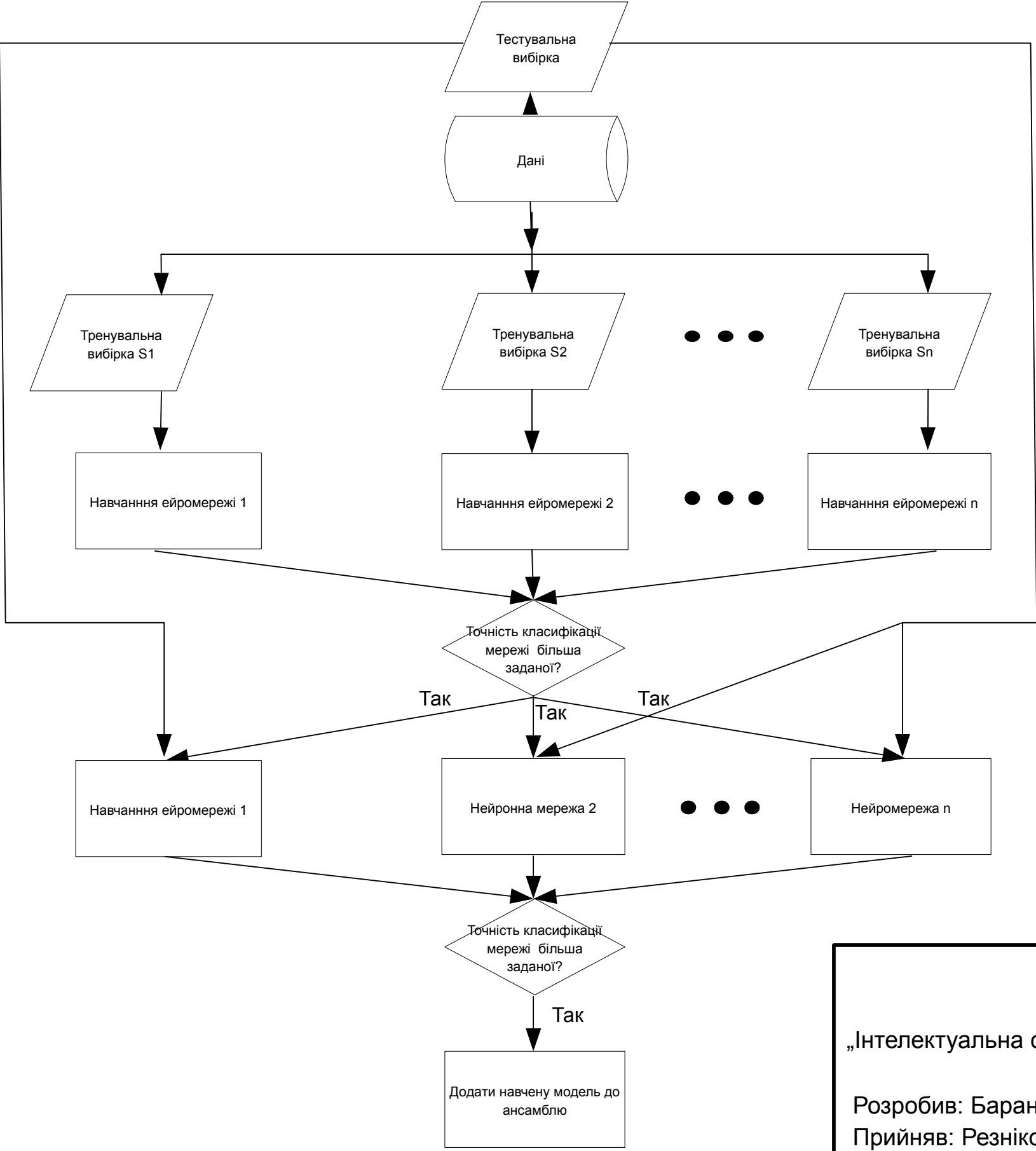
Розробив: Баранівський В.В.
Прийняв: Резніков С.А.

Схема методу паралельного навчання нейромереж



Демонстраційний плакат №_2_
до дипломної роботи на тему
„Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів на основі розробленого ансамблю гібридних нейронних”
Розробив: Баранівський В.В.
Прийняв: Резніков С.А.

Схема модифікованого алгоритму навчання ансамблю нейромереж



Демонстраційний плакат №_3_
до дипломної роботи на тему
„Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів на основі розробленого
ансамблю гібридних нейронних”
Розробив: Баранівський В.В.
Прийняв: Резніков С.А.

Схема бази даних системи

